

PATENT COOPERATION TREATY

PCT

NOTIFICATION OF ELECTION

(PCT Rule 61.2)

From the INTERNATIONAL BUREAU

To:

Assistant Commissioner for Patents
United States Patent and Trademark
Office
Box PCT
Washington, D.C.20231
ETATS-UNIS D'AMERIQUE

in its capacity as elected Office

Date of mailing (day/month/year) 09 May 2000 (09.05.00)	
International application No. PCT/DE99/01949	Applicant's or agent's file reference GR 98P2394P
International filing date (day/month/year) 01 July 1999 (01.07.99)	Priority date (day/month/year) 25 August 1998 (25.08.98)
Applicant DECO, Gustavo et al	

1. The designated Office is hereby notified of its election made:

☒ in the demand filed with the International Preliminary Examining Authority on:
16 March 2000 (16.03.00)

☐ in a notice effecting later election filed with the International Bureau on:

2. The election ☒ was

☐ was not

made before the expiration of 19 months from the priority date or, where Rule 32 applies, within the time limit under Rule 32.2(b).

BEST AVAILABLE COPY

The International Bureau of WIPO 34, chemin des Colombettes 1211 Geneva 20, Switzerland Facsimile No.: (41-22) 740.14.35	Authorized officer Kiwa Mpay Telephone No.: (41-22) 338.83.38
---	---

VERTRAG ÜBER DIE INTERNATIONALE ZUSAMMENARBEIT AUF DEM GEBIET DES PATENTWESENS

PCT

REC'D 26 MAY 2000

WIPO

PCT

INTERNATIONALER VORLÄUFIGER PRÜFUNGSBERICHT

(Artikel 36 und Regel 70 PCT)

Aktenzeichen des Anmelders oder Anwalts GR 98P2394P	WEITERES VORGEHEN siehe Mitteilung über die Übersendung des internationalen vorläufigen Prüfungsbericht (Formblatt PCT/IPEA/416)	
Internationales Aktenzeichen PCT/DE99/01949	Internationales Anmeldedatum (Tag/Monat/Jahr) 01/07/1999	Prioritätsdatum (Tag/Monat/Jahr) 25/08/1998
Internationale Patentklassifikation (IPK) oder nationale Klassifikation und IPK G06N3/04		
Anmelder SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT et al.		



- Dieser internationale vorläufige Prüfungsbericht wurde von der mit der internationale vorläufigen Prüfung beauftragte Behörde erstellt und wird dem Anmelder gemäß Artikel 36 übermittelt.
- Dieser BERICHT umfaßt insgesamt 7 Blätter einschließlich dieses Deckblatts.

☐ Außerdem liegen dem Bericht ANLAGEN bei; dabei handelt es sich um Blätter mit Beschreibungen, Ansprüchen und/oder Zeichnungen, die geändert wurden und diesem Bericht zugrunde liegen, und/oder Blätter mit vor dieser Behörde vorgenommenen Berichtigungen (siehe Regel 70.16 und Abschnitt 607 der Verwaltungsrichtlinien zum PCT).

Diese Anlagen umfassen insgesamt Blätter.

- Dieser Bericht enthält Angaben zu folgenden Punkten:

- I ☒ Grundlage des Berichts
- II ☐ Priorität
- III ☐ Keine Erstellung eines Gutachtens über Neuheit, erfinderische Tätigkeit und gewerbliche Anwendbarkeit
- IV ☐ Mangelnde Einheitlichkeit der Erfindung
- V ☒ Begründete Feststellung nach Artikel 35(2) hinsichtlich der Neuheit, der erfinderische Tätigkeit und der gewerbliche Anwendbarkeit; Unterlagen und Erklärungen zur Stützung dieser Feststellung
- VI ☐ Bestimmte angeführte Unterlagen
- VII ☒ Bestimmte Mängel der internationalen Anmeldung
- VIII ☐ Bestimmte Bemerkungen zur internationalen Anmeldung

Datum der Einreichung des Antrags 16/03/2000	Datum der Fertigstellung dieses Berichts 24.05.2000
Name und Postanschrift der mit der internationalen vorläufigen Prüfung beauftragten Behörde:  Europäisches Patentamt D-80298 München Tel. +49 89 2399 - 0 Tx: 523656 epmu d Fax: +49 89 2399 - 4465	Bevollmächtigter Bediensteter Casteller, M  Tel. Nr. +49 89 2399 2666

I. Grundlage des Berichts

1. Dieser Bericht wurde erstellt auf der Grundlage (*Ersatzblätter, die dem Anmeldeamt auf eine Aufforderung nach Artikel 14 hin vorgelegt wurden, gelten im Rahmen dieses Berichts als "ursprünglich eingereicht" und sind ihm nicht beigelegt, weil sie keine Änderungen enthalten.*):

Beschreibung, Seiten:

1-21 ursprüngliche Fassung

Patentansprüche, Nr.:

1-16 ursprüngliche Fassung

Zeichnungen, Blätter:

1/4-4/4 ursprüngliche Fassung

2. Aufgrund der Änderungen sind folgende Unterlagen fortgefallen:

- ☐ Beschreibung, Seiten:
☐ Ansprüche, Nr.:
☐ Zeichnungen, Blatt:

3. ☐ Dieser Bericht ist ohne Berücksichtigung (von einigen) der Änderungen erstellt worden, da diese aus den angegebenen Gründen nach Auffassung der Behörde über den Offenbarungsgehalt in der ursprünglich eingereichten Fassung hinausgehen (Regel 70.2(c)):

4. Etwaige zusätzliche Bemerkungen:

V. Begründete Feststellung nach Artikel 35(2) hinsichtlich der Neuheit, der erfinderischen Tätigkeit und der gewerblichen Anwendbarkeit; Unterlagen und Erklärungen zur Stützung dieser Feststellung

1. Feststellung

Neuheit (N)	Ja: Ansprüche	1-16
	Nein: Ansprüche	
Erfinderische Tätigkeit (ET)	Ja: Ansprüche	1-16
	Nein: Ansprüche	
Gewerbliche Anwendbarkeit (GA)	Ja: Ansprüche	1-16
	Nein: Ansprüche	

2. Unterlagen und Erklärungen

siehe Beiblatt

VII. Bestimmte Mängel der internationalen Anmeldung

Es wurde festgestellt, daß die internationale Anmeldung nach Form oder Inhalt folgende Mängel aufweist:

siehe Beiblatt

Zu Punkt V

Begründete Feststellung nach Artikel 35(2) hinsichtlich der Neuheit, der erfinderischen Tätigkeit und der gewerblichen Anwendbarkeit; Unterlagen und Erklärungen zur Stützung dieser Feststellung

1. Die Erfindung betrifft das Trainieren eines Neuronalen Netzes (NN) mit gepulste Neuronen, und dessen Verwendung zur Klassifikation einer Folge von Eingangsgrößen.
2. Es wird auf die folgenden Dokumente verwiesen:

D1: US-A-5 675 504 (J. SERODES et al.)

D2: A.J. SURKAN et al.: "Prediction by neural network methods compared for energy control problems", PROCEEDINGS OF THE AMERICAN POWER CONFERENCE, 58TH ANNUAL MEETING 1996, TECHNOLOGY FOR COMPETITION AND GLOBALIZATION, Illinois Inst. Technol., Chicago, IL, USA, 9-11 April 1996, Seiten 231-236, vol.1, XP000879471

D3: J. GIA-SHUH et al.: "Intelligent Stock Trading System with Price Trend Prediction and Reversal Recognition Using Dual-Module Neural Networks", APPLIED INTELLIGENCE: THE INTERNATIONAL JOURNAL OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE, NEURAL NETWORKS, AND COMPLEX PROBLEM-SOLVING TECHNOLOGIES, SEPT. 1993, NETHERLANDS, Bd. 3, Nr. 3, Seiten 225-248, XP000878752 ISSN: 0924-669X

D4: R.S. ZEBULUM et al.: "Short-Term Load Forecasting Using Neural Nets", FROM NATURAL TO ARTIFICIAL NEURAL COMPUTATION, PROCEEDINGS OF IWANN 95 - INTERNATIONAL WORKSHOP ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS, Malaga-Torremolinos, Spain, 7-9 June 1995, Seiten 1001-1008, XP000878823 1995, Berlin, Germany, Springer-Verlag, Germany, ISBN: 3-540-59497-3

D5: US-A-5 630 023 (OTEKI SUGITAKA)

3. Es ist aus dem Stand der Technik allgemein bekannt, die Größe des Eingangsdatensatzes, mit dem ein Neuronales Netz (NN) trainiert wird, so zu variieren, daß die Dauer des Trainings und/oder die Erkennungsqualität bzw. die Zuverlässigkeit der Vorhersage optimiert wird.

In D1, wird ein Back-Propagation-NN trainiert (s. Spalte 6, Zeilen 34-36), wobei die Größe des Trainingsdatensatzes iterativ entweder vergrößert oder verkleinert wird (s. Spalte 5, Zeilen 48-52, und Spalte 6, Zeilen 61-62). Es wird als optimal trainiertes NN das NN ausgewählt, welches mit dem Trainingsdatensatz trainiert wurde, der den kleinsten durchschnittlichen quadratischen Fehler RMSE erzeugte (Spalte 7, Zeilen 6-8).

Um Trainingsschnelligkeit und Zuverlässigkeit der Vorhersage zu verbessern, werden in D2 eine Mehrzahl von Trainingsalgorithmen benutzt, einschließlich des auch in der Erfindung verwendeten ALOPEX-Algorithmus (vgl. z.B. Absatz "The ALOPEX algorithm" an Seiten 233 und 234). Gemäß D2 bringt ein größerer Trainingsdatensatz nicht die besseren und schnelleren Ergebnisse hervor (Seite 234, rechte Spalte, Zeilen 19-22; Seite 235, linke Spalte, Zeilen 30-35).

Sowohl in D3 als auch in D4, wird ein Back-Propagation NN trainiert (D3, Seite 227, linke Spalte, Zeilen 10-12; D4, Seite 1004, Zeilen 23-24), wobei aus dem verfügbaren historischen Eingangsdatensatz jeweils zwei Trainingsdatensätze durch zwei Zeitfenster verschiedener Größe ausgewählt werden (D3, Seite 227, linke Spalte, Zeilen 16-29; D4, Seite 1003, Zeilen 7-14). Darüber hinaus werden gemäß D3 beide Zeitfenster während des Trainings iterativ zeitlich verschoben (Seite 232, Abbildung 3, und Seite 233, linke Spalte, Zeilen 8-16).

D5 beschreibt lediglich ein hierarchisches NN, in dem ein positives und ein negatives Fehlersignal zur Anpassung der Kupplungskoeffizienten der Neuronen benutzt werden (vgl. D5, Beginn des Anspruchs 1), wobei das Netz schneller beim Lernen konvergiert (s. Absatz zwischen Spalten 11 und 12).

4. Der Erfindung liegt die Aufgabe zugrunde, ein verbessertes ALOPEX-Verfahren sowie eine Anordnung zum Trainieren eines NN mit gepulsten Neuronen anzugeben, bei denen der für das Training benötigte Rechenaufwand erheblich reduziert ist. Eine weitere Aufgabe der Erfindung ist es das somit trainierte NN zur Klassifikation einer Folge von Eingangsgrößen zu benutzen, wobei gewährleistet ist, daß bei optimierter Klassifikationssicherheit eine minimierte Anzahl von Zeitwerten dem NN zugeführt werden müssen.

Gelöst wird die erste Aufgabe durch ein Verfahren, gemäß Anspruch 1, sowie eine Anordnung gemäß Anspruch 14, wonach ein NN, wie im Anspruch 11 erläutert, trainiert wird.

Gemäß der oben genannte Ansprüche, wird für einen ersten Zeitraum das NN derart

trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wobei der Unterscheidungswert abhängig ist von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden. Iterativ wird der erste Zeitraum so lange verkürzt und für den zweiten Zeitraum ein zweiter Unterscheidungswert gebildet bis der zweite Unterscheidungswert kleiner ist als der maximale Unterscheidungswert. Das trainierte NN ist das NN der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem maximalen Unterscheidungswert ist.

Die zweite Erfindungsaufgabe wird gemäß Anspruch 8 gelöst, in dem das gemäß der Erfindung trainierte NN zwischen verschiedenen kontinuierlichen Prozessen (p1, p2) unterscheidet. Anhand eines Ausgangsignals (402) wird durch das trainierte NN angegeben, um welche Art vom Prozeß es sich bei dem entsprechenden Eingangsdatensatz handelt.

5. Eine solche Lösung ist dem Stand der Technik nicht zu entnehmen.
Die unabhängigen Ansprüche 1, 8, 11 und 14 sind daher als neu und auf erfinderischer Tätigkeit beruhend anzusehen, Artikel 33 (2), (3) PCT.
Die abhängigen Ansprüche 2-7, 9, 10, 12, 13, 15 und 16 enthalten weitere Ausgestaltungsmerkmale der Erfindung gemäß der jeweiligen unabhängigen Ansprüche, und erfüllen damit die Erfordernisse des Artikels 33(2) und (3) PCT bezüglich Neuheit und erfinderischer Tätigkeit.
Die vorliegende Erfindung gemäß den Ansprüchen 1 bis 16 ist offensichtlich auch gewerblich anwendbar, Artikel 33(4) PCT.

Zu Punkt VII

Bestimmte Mängel der internationalen Anmeldung

6. Die Merkmale der Ansprüche sind nicht mit in Klammern gesetzten Bezugszeichen versehen worden (Regel 6.2 b) PCT).
Unter den oben zitierten Dokumenten (D1 bis D5), kommt Dokument D1 der Erfindung am nächsten, in dem dort die allgemeine Idee, die Größe des Trainingsdatensatzes iterativ zu ändern, offenbart wird. Die Erfindung als solche wird allerdings nicht durch D1 vorweggenommen weil das in D1 benutzte Kriterium, nach dem die Iteration gestoppt wird, anders ist als in der Erfindung. Darüber hinaus wird gemäß D1 der Trainingsdatensatz nicht nur verkleinert, wie in der Erfindung, sondern auch möglicherweise vergrößert.

Obwohl der Stand der Technik ziemlich ausführlich in der Anmeldung dargestellt ist, wäre es angebracht gewesen, hinsichtlich Regel 5.1 a) ii) PCT auch D1 in der Beschreibung anzugeben und den dort einschlägigen Stand der Technik kurz zu erläutern.

NR.	Dokument	Bemerkungen
	<input checked="" type="checkbox"/> aus Recherchenbericht	
	Siehe Anlage	
	<input checked="" type="checkbox"/> in der Beschreibungseinleitung genannt	
	Siehe Anlage	
	<input type="checkbox"/> weiterer Stand der Technik	
	DE PS 195 31 967	
	<input type="checkbox"/> im engen Zusammenhang stehende US-Anmeldungen	
Unterschrift des Patentingenieurs		Datum
Wolfgang 6-7		4.8.00

Beschreibung

Verfahren zum Trainieren eines neuronalen Netzes, Verfahren zur Klassifikation einer Folge von Eingangsgrößen unter Verwendung eines neuronalen Netzes, neuronales Netz und Anordnung zum Trainieren eines neuronalen Netzes

Die Erfindung betrifft ein Verfahren zum Trainieren eines neuronalen Netzes, ein Verfahren zur Klassifikation einer Folge von Eingangsgrößen unter Verwendung eines neuronalen Netzes sowie ein neuronales Netz und eine Anordnung zum Trainieren eines neuronalen Netzes.

Ein neuronales Netz weist Neuronen auf, die zumindest teilweise miteinander verbunden sind. Eingangsneuronen des neuronalen Netzes werden Eingangssignale als Eingangsgrößen den Eingangsneuronen zugeführt. Das neuronale Netz weist üblicherweise mehrere Schichten auf. Abhängig von einem Neuron des neuronalen Netzes zugeführten Eingangsgrößen und einer für das Neuron vorgesehenen Aktivierungsfunktion generiert jeweils ein Neuron ein Signal, welches wiederum Neuronen einer weiteren Schicht als Eingangsgröße gemäß einer vorgebbaren Gewichtung zugeführt wird. In einer Ausgangsschicht wird in einem Ausgangsneuron eine Ausgangsgröße abhängig von Größen, die dem Ausgangsneuron von Neuronen der vorangegangenen Schicht zugeführt werden, generiert. Es existieren derzeit im wesentlichen zwei Ansätze hinsichtlich der Frage, in welcher Form Information in einem neuronalen Netz gespeichert ist.

Ein erster Ansatz geht davon aus, daß die Information in einem Neuronalen Netz im Spektralbereich codiert ist. Bei diesem Ansatz wird eine zeitliche Folge von Eingangsgrößen derart codiert, daß für jeden Zeitreihenwert einer zeitlichen Folge der Eingangsgrößen jeweils ein Eingangsneuron vorgesehen ist, an welches Eingangsneuron der jeweilige Zeitreihenwert gelegt wird.

Bei einem neuronalen Netz, welches gemäß diesem Ansatz ausgestaltet ist, wird üblicherweise als Aktivierungsfunktion eine tangens hyperbolicus (\tanh) -Funktion verwendet.

- 5 Diese erste Art eines neuronalen Netzes wird im weiteren als statisches neuronales Netz bezeichnet.

10 Nachteilig an diesem Ansatz ist insbesondere, daß es mit einem statischen neuronalen Netz nicht möglich ist, eine Dynamik eines Prozesses, welchem Prozeß ein technisches System unterliegt, explizit bei der internen Codierung der Folge von Eingangsgrößen zu berücksichtigen.

15 Die aus [4] bekannten Time-Delay-Neural-Networks (TDNN) versuchen diesem Nachteil dadurch zu begegnen, daß bei einer Mehrzahl von Folgen von Eingangsgrößen für jede Folge und für jeden Zeitreihenwert jeweils ein Eingangsneuron vorgesehen ist. Dieser Ansatz weist insbesondere den Nachteil auf, daß die Dimension des Eingaberaums, repräsentiert durch die Anzahl von Eingangsneuronen, mit wachsender Anzahl zu berücksichtigender unterschiedlicher Folgen von Eingangsgrößen exponentiell wächst.

25 Mit steigender Anzahl von Neuronen in dem neuronalen Netz ist ferner ein erhöhter Trainingsaufwand unter Verwendung einer mit steigender Anzahl Neuronen steigender Anzahl benötigter Trainingsdaten verbunden. Damit wird ein Trainieren eines statischen neuronalen Netzes unter diesen Bedingungen sehr rechenaufwendig bzw. praktisch nicht mehr durchführbar.

30

Zum Trainieren eines statischen neuronalen Netzes wird üblicherweise ein gradientenbasiertes Trainingsverfahren beispielsweise das Back-Propagation-Verfahren eingesetzt.

35 Aus [3] ist ferner für ein statisches neuronales Netz ein Trainingsverfahren bekannt, welches als ALOPEX-Verfahren bezeichnet wird. Bei diesem Verfahren wird das Lernen eines

statischen neuronalen Netzes als ein Optimierungsproblem betrachtet. Ziel der Optimierung ist in diesem Fall die Minimierung eines Fehlermaßes E unter Berücksichtigung von in dem statischen neuronalen Netz vorhandenen Gewichte, mit denen
 5 die Verbindungen zwischen Neuronen gewichtet sind, für einen vorgegebenen Trainingsdatensatz mit Trainingsdaten.

Ein Trainingsdatum ist ein Tupel, welches Eingangsgrößen, beispielsweise Zustandsgrößen eines technischen Systems bzw.
 10 Rahmenbedingungen, denen ein technisches System unterliegt, die einem technischen System zugeführt werden, sowie eine unter den Rahmenbedingungen ermittelte Ausgangsgröße, die von dem technischen System zu den Eingangsgrößen gebildet wird.

15 Das ALOPEX-Verfahren wird im weiteren im Zusammenhang mit dem Ausführungsbeispiel näher erläutert.

Ein zweiter Ansatz ist darin zu sehen, daß die Information über ein System in dem Zeitbereich und in dem Spektralbereich
 20 codiert ist. Ein künstliches neuronales Netz, welches diesem Ansatz Rechnung trägt, weist sogenannte gepulste Neuronen auf und ist aus [2] bekannt.

Ein gepulstes Neuron wird gemäß [1] derart modelliert, daß
 25 das Verhalten eines gepulsten Neurons hinsichtlich einer externen Stimulierung, die im weiteren als Eingangsgröße bezeichnet wird, durch eine stochastische Differentialgleichung des Itô-Typs gemäß folgender Vorschrift beschrieben wird:

$$30 \quad dV(t) = \left(-\frac{V(t)}{\tau} + \mu \right) dt + \sigma dW(t) + w dS(t). \quad (1)$$

In der Vorschrift (1) wird mit $dW(t)$ ein Standard-Wiener-Prozeß bezeichnet. Eine vorgegebene Konstante τ beschreibt eine Verzögerung eines Membranpotentials $V(t)$ des modellier-
 35 ten Neurons ohne Eingangsgröße, die an dem Neuron anliegt. Durch das Modell wird ein biologisches Neuron in seinem Ver-

halten nachgebildet. Aus diesem Grund wird ein gepulstes Neuron auch als biologisch orientiertes Neuron bezeichnet.

5 Ferner wird mit $S(t)$ eine Kopplung des Neurons mit einem anderen Neuron bezeichnet, d.h. es gilt:

$$s(t) = \frac{d}{dt} s(t) = \sum_i \delta(t - t_i), \quad (2)$$

10 wobei mit t_i eine Ankommzeit bezeichnet wird, zu der ein externer Impuls an einem Eingang eines Neurons ankommt. Eine soma-synaptische Stärke wird durch eine synaptische Größe w modelliert.

15 In diesem Modell wird von dem gepulsten Neuron ein Impuls generiert, wenn das Membranpotential $V(t)$ einen vorgegebenen Schwellenwert Θ erreicht. Nach Generierung des Impulses wird das Membranpotential $V(t)$ des Neurons auf einen vorgegebenen Initialisierungs-Potentialwert $V(0)$ zurückgesetzt.

20 Eine zeitliche Folge von Impulsen wird somit gemäß folgender Vorschrift beschrieben:

$$t'_0, \dots, t'_k, \dots, \quad (3)$$

25 und genügt folgender Vorschrift:

$$o(t) = \sum_k \delta(t - t'_k). \quad (4)$$

30 Ferner ist aus [1] bekannt, daß unter der Annahme des oben beschriebenen Modells für ein gepulstes Neuron ein Unterscheidungswert $I(T)$ gebildet werden kann, mit dem angegeben wird, mit welcher Verlässlichkeit eine Folge von Eingangsgrößen korrekt klassifiziert wird hinsichtlich der für ein Training des neuronalen Netzes verwendeten Trainingsdaten.

Der Unterscheidungswert $I(T)$ ist abhängig von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb eines Zeitraums $[0; T]$ gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Eingangsgrößen, die dem neuronalen Netz zugeführt werden. Der Unterscheidungswert $I(T)$ genügt folgender Vorschrift:

$$I(T) = I\left[s; \left\{ t_1^{(1)}, \dots, t_m^{(1)}, \dots, t_{k_1}^{(1)}, t_1^{(2)}, \dots, t_m^{(2)}, \dots, t_{k_2}^{(2)}, \dots, \right. \right. \\ \left. \left. t_1^{(n)}, \dots, t_m^{(n)}, \dots, t_{k_n}^{(n)}, \dots, t_1^{(N)}, \dots, t_m^{(N)}, \dots, t_{k_N}^{(N)} \right\} \right], \quad (5)$$

wobei mit

- s die Eingangsgrößen bezeichnet werden,
 - $t_m^{(n)}$ ein Impuls bezeichnet wird, der von einem gepulsten Neuron n zu einem Zeitpunkt m innerhalb eines Zeitraums $[0, T]$ generiert wird,
 - mit k_n ($n = 1, \dots, N$) ein Zeitpunkt bezeichnet wird, zu dem das gepulste Neuron n den innerhalb des Zeitraums $[0, T]$ letzten Impuls generiert hat,
 - N eine Anzahl in dem Neuronalen Netz enthaltener gepulster Neuronen bezeichnet wird.
- Für ein Neuronales Netz mit einer Mehrzahl von N Neuronen ergibt sich eine stochastische Differentialgleichung des Itô-Typs gemäß folgender Vorschrift beschrieben wird:

$$dV_i(t) = \left(-\frac{V_i(t)}{\tau} + \mu \right) dt + \sigma dW_i(t) + \\ + \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_k \delta(t - t_{k-\Delta_{ij}}^{(j)}) dt + I_i(t) dt, \quad (6)$$

wobei mit

- $V_i(t)$ ein Membranpotential des i -ten Neurons bezeichnet wird ($i = 1, \dots, N$),
- N eine Anzahl in dem Neuronalen Netz enthaltener Neuronen bezeichnet wird,

- w_{ij} jeweils ein Gewicht einer Kopplung zwischen dem i -ten und dem j -ten Neuron bezeichnet wird, anschaulich eine synaptische Stärke zwischen den Neuronen i und j ,
- Δ_{ij} eine vorgebbare axonale Verzögerungszeit eines Signals zwischen den Neuronen i und j bezeichnet wird,
- $I_i(t)$ ein externes Stimulierungssignal des Neurons i bezeichnet wird.

Aus [4] ist ein Trainingsverfahren für ein neuronales Netz bekannt. Bei diesem Verfahren wird das neuronale Netz mit dem Modell eines technischen Systems in einen Regelkreis derart eingebunden, daß das neuronale Netz als Ausgangsgröße mindestens eine Stellgröße an das Modell abgibt und das Modell aus der vom Neuronenetz zugeführten Stellgröße mindestens eine Regelgröße erzeugt, die dem neuronalen Netz als Eingangsgröße zugeführt wird. Die Stellgröße wird mit einem Rauschen von bekannter Rauschverteilung überlagert, bevor sie dem Modell zugeführt wird. Die Gewichte des neuronalen Netzes werden in Reaktion auf die durch das aufgeprägte Rauschen veränderte Regelgröße wie folgt eingestellt: Es wird von einer Kostenfunktion bewertet, ob die Gewichtsänderung am Netz eine Verbesserung der Regelgröße in Bezug auf ein Sollverhalten des Modells bewirkt hat und solche Gewichtseinstellungen werden durch die Kostenfunktion begünstigt.

Der Erfindung liegt das Problem zugrunde, ein Verfahren sowie eine Anordnung zum Trainieren eines neuronalen Netzes mit gepulsten Neuronen anzugeben. Ferner liegt der Erfindung das Problem zugrunde, ein Verfahren zur Klassifikation einer Folge von Eingangsgrößen unter Verwendung eines neuronalen Netzes mit gepulsten Neuronen sowie ein neuronales Netz mit gepulsten Neuronen anzugeben.

Die Probleme werden durch die Verfahren und die Anordnung sowie durch das neuronale Netz mit den Merkmalen der unabhängigen Patentansprüche gelöst.

Ein Verfahren zum Trainieren eines neuronalen Netzes, welches gepulste Neuronen enthält, weist folgende Schritte auf:

- 5 a) für einen ersten Zeitraum wird das neuronale Netz derart trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wodurch ein maximaler erster Unterscheidungswert gebildet wird,
- b) der Unterscheidungswert ist abhängig von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Ein-
- 10 gangsgößen, die dem neuronalen Netz zugeführt werden,
- c) iterativ werden folgende Schritte durchgeführt:
 - der erste Zeitraum wird zu einem zweiten Zeitraum ver-
 - kürzt,
 - für den zweiten Zeitraum wird ein zweiter Unterschei-
 - 15 dungswert gebildet,
 - ist der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert, so erfolgt eine neue Iteration mit einem neuen zweiten Zeitraum, der durch Verkürzung des zweiten Zeitraums der vorangegangenen Iteration gebildet
 - 20 wird,
 - sonst wird das Verfahren beendet und das trainierte neuronale Netz ist das neuronale Netz der letzten Itera-
 - tion, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert ist.

25

Ein Verfahren zur Klassifikation einer Folge von Eingangsgrößen unter Verwendung eines neuronalen Netzes, welches gepulste Neuronen enthält und gemäß folgenden Schritten trainiert worden ist, weist folgende Schritte auf:

- 30 a) für einen ersten Zeitraum wird das neuronale Netz derart trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wodurch ein maximaler erster Unterscheidungswert gebildet wird,
- b) der Unterscheidungswert ist abhängig von Impulsen, die
- 35 von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Eingangsgrößen, die dem neuronalen Netz zugeführt werden,

- c) iterativ werden folgende Schritte durchgeführt:
- der erste Zeitraum wird zu einem zweiten Zeitraum verkürzt,
 - 5 - für den zweiten Zeitraum wird ein zweiter Unterscheidungswert gebildet,
 - ist der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert, so erfolgt eine neue Iteration mit einem neuen zweiten Zeitraum, der durch Verkürzung des zweiten Zeitraums der vorangegangenen Iteration gebildet
 - 10 wird,
 - sonst wird das Verfahren beendet und das trainierte neuronale Netz ist das neuronale Netz der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert ist,
 - 15 - die Folge von Eingangsgrößen wird dem neuronalen Netz zugeführt,
 - d) ein Klassifikationssignal wird gebildet, mit dem angegeben wird, welcher Art einer Folge von Eingangsgrößen die zugeführte Folge ist.
 - 20
- Ein neuronales Netz, welches gepulste Neuronen enthält, ist gemäß folgenden Schritten trainiert worden:
- a) für einen ersten Zeitraum wird das neuronale Netz derart trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird,
 - 25 wodurch ein maximaler erster Unterscheidungswert gebildet wird,
 - b) der Unterscheidungswert ist abhängig von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Eingangsgrößen, die dem neuronalen Netz zugeführt werden,
 - 30 c) iterativ werden folgende Schritte durchgeführt:
 - der erste Zeitraum wird zu einem zweiten Zeitraum verkürzt,
 - für den zweiten Zeitraum wird ein zweiter Unterscheidungswert gebildet,
 - 35 - ist der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert, so erfolgt eine neue Iteration mit

einem neuen zweiten Zeitraum, der durch Verkürzung des zweiten Zeitraums der vorangegangenen Iteration gebildet wird,

- sonst wird das Verfahren beendet und das trainierte neuronale Netz ist das neuronale Netz der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert ist.

Eine Anordnung zum Trainieren eines neuronalen Netzes, welches gepulste Neuronen enthält, weist einen Prozessor auf, der derart eingerichtet ist, daß folgende Schritte durchführbar sind:

- a) für einen ersten Zeitraum wird das neuronale Netz derart trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wodurch ein maximaler erster Unterscheidungswert gebildet wird,
- b) der Unterscheidungswert ist abhängig von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Eingangsgroßen, die dem neuronalen Netz zugeführt werden,
- c) iterativ werden folgende Schritte durchgeführt:
 - der erste Zeitraum wird zu einem zweiten Zeitraum verkürzt,
 - für den zweiten Zeitraum wird ein zweiter Unterscheidungswert gebildet,
 - ist der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert, so erfolgt eine neue Iteration mit einem neuen zweiten Zeitraum, der durch Verkürzung des zweiten Zeitraums der vorangegangenen Iteration gebildet wird,
 - sonst wird das Verfahren beendet und das trainierte neuronale Netz ist das neuronale Netz der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert ist.

Durch die Erfindung wird es möglich, mittels eines neuronalen Netzes, welches gepulste Neuronen enthält, eine zeitliche

Folge von Eingangsgrößen zu klassifizieren, wobei gewährleistet ist, daß bei optimierter Klassifikationssicherheit eine minimierte Anzahl von Zeitwerten dem neuronalen Netz zur Klassifikation zugeführt werden müssen.

5

Bevorzugte Weiterbildungen der Erfindung ergeben sich aus den abhängigen Ansprüchen.

10 Bevorzugt wird zur Maximierung des ersten Unterscheidungswerts und/oder des zweiten Unterscheidungswerts ein nicht gradientenbasiertes Optimierungsverfahren eingesetzt, bevorzugt ein auf dem ALOPEX-Verfahren basierendes Optimierungsverfahren.

15 Der erste Unterscheidungswert genügt vorzugsweise folgender Vorschrift:

$$I(T) = I \left(s; \left\{ \begin{array}{l} t_1^{(1)}, \dots, t_m^{(1)}, \dots, t_{k_1}^{(1)}, t_1^{(2)}, \dots, t_m^{(2)}, \dots, t_{k_2}^{(2)}, \dots, \\ t_1^{(n)}, \dots, t_m^{(n)}, \dots, t_{k_n}^{(n)}, \dots, t_1^{(N)}, \dots, t_m^{(N)}, \dots, t_{k_N}^{(N)} \end{array} \right\} \right), \quad (7)$$

20 wobei mit

- s die Eingangsgrößen bezeichnet werden,
- $t_m^{(n)}$ ein Impuls bezeichnet wird, der von einem gepulsten Neuron n zu einem Zeitpunkt m innerhalb eines Zeitraums $[0, T]$ generiert wird,
- 25 • mit k_n ($n = 1, \dots, N$) ein Zeitpunkt bezeichnet wird, zu dem das gepulste Neuron n den innerhalb des Zeitraums $[0, T]$ letzten Impuls generiert hat,
- N eine Anzahl in dem Neuronalen Netz enthaltener gepulster Neuronen bezeichnet wird.

30

In einer weiteren Ausgestaltung genügt der erste Unterscheidungswert folgender Vorschrift

$$\begin{aligned}
 I(T) = & - \int p(\text{out}) \cdot \ln(p(\text{out})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} + \\
 & + \sum_{j=1}^S p_j \int p(\text{out} | s^{(j)}) \cdot \ln(p(\text{out} | s^{(j)})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} \quad (8)
 \end{aligned}$$

mit

$$5 \quad p(\text{out}) = \sum_{j=1}^S p_j p(\text{out} | s^{(j)}), \quad (9)$$

wobei mit

- $s^{(j)}$ eine Eingangsgröße bezeichnet wird, die an das Neuronale Netz zu einem Zeitpunkt j angelegt wird,
- 10 • p_j eine Wahrscheinlichkeit dafür bezeichnet wird, daß zu einem Zeitpunkt j die Eingangsgröße $s^{(j)}$ an das Neuronale Netz angelegt wird,
- $p(\text{out} | s^{(j)})$ eine bedingte Wahrscheinlichkeit dafür bezeichnet wird, ein Impuls von einem gepulsten Neuron in dem Neuronalen Netz generiert wird unter der Bedingung, daß zu einem
- 15 Zeitpunkt j die Eingangsgröße $s^{(j)}$ an das Neuronale Netz angelegt wird.

20 Die Trainings-Folgen von Eingangsgrößen sind bevorzugt gemessene physikalische Signale.

Somit sind die Verfahren und die Anordnungen im Rahmen der Beschreibung eines technischen Systems, insbesondere zur Beschreibung bzw. Untersuchung eines mehrkanaligen Signals, 25 welches durch einen Elektroencephalographen aufgenommen worden ist und ein Elektroencephalogramm beschreibt, einsetzbar.

Die Verfahren und die Anordnungen können ferner zur Analyse multivarianter Finanzdaten in einem Finanzmarkt zur Analyse 30 ökonomischer Zusammenhänge eingesetzt werden.

Die beschriebenen Verfahrensschritte können sowohl in Software für den Prozessor als auch in Hardware, d.h. mittels einer Spezialschaltung, realisiert werden.

- 5 Ein Ausführungsbeispiel der Erfindung ist in den Figuren dargestellt und wird im weiteren näher erläutert.

Es zeigen

- 10 Figur 1 ein Ablaufdiagramm, indem die einzelnen Verfahrensschritte des Ausführungsbeispiels dargestellt sind;

- Figur 2 eine Skizze eines Elektroencephalographen und einem Patienten für den ein Elektroencephalogramm erstellt wird;
15

Figur 3 eine Skizze eines neuronalen Netzes gemäß dem Ausführungsbeispiel;

- 20 Figur 4 eine Skizze, anhand der das Prinzip, welches dem Ausführungsbeispiel zugrunde liegt, dargestellt wird.

Fig.2 zeigt einen Patienten 200, an dessen Kopf 201 Sensoren 202, 203, 204, 205 und 206 angebracht sind zur Aufnahme von
25 Gehirnstömen. Von den Sensoren 202, 203, 204, 205, 206 aufgenommene elektrische Signale 207, 208, 209, 210 und 211 werden einem Elektroencephalographen 220 über eine erste Eingangs-/Ausgangsschnittstelle 221 zugeführt. Der Elektroencephalograph 220 weist mehrere Eingangskanäle auf. Über die Ein-
30 gangs-/Ausgangsschnittstelle 221, die mit einem Analog-/Digital-Wandler 222 verbunden ist, werden die elektrischen Signale dem Elektroencephalographen 220 zugeführt und in dem Analog-/Digital-Wandler 222 digitalisiert und jedes aufgenommene elektrische Signal wird als eine Folge von Zeitreihen-
35 werten in einem Speicher 223 gespeichert.

Somit ist eine Folge von Zeitreihenwerten durch ein Abtastintervall sowie durch eine Zeitdauer, im weiteren als Zeitraum bezeichnet, charakterisiert, während der jeweils ein elektrisches Signal aufgenommen wird. Der Speicher 223 ist mit dem
5 Analog-/Digital-Wandler 222 sowie mit einem Prozessor 224 und einer zweiten Eingangs-/Ausgangsschnittstelle 225 über einen Bus 226 verbunden.

10 Mit der zweiten Eingangs-/Ausgangsschnittstelle 225 ist ferner über ein erstes Kabel 227 ein Bildschirm 228, über ein zweites Kabel 229 eine Tastatur 230 und über ein drittes Kabel 231 eine Computermouse 232 verbunden.

15 Auf dem Bildschirm 228 werden Ergebnisse der Untersuchung des Patienten 200 dargestellt. Über die Tastatur 230 bzw. die Computermouse 232 können von einem Benutzer (nicht dargestellt) Eingaben in das System erfolgen.

20 Der Prozessor 224 ist derart eingerichtet, daß die im weiteren beschriebenen Verfahrensschritte durchführbar sind.

Jeweils eine Folge von Zeitreihenwerten sowie eine Angabe, welcher Klasse von Zeitreihenwerten die Folge von Zeitreihenwerten zuzuordnen ist, bilden ein Trainingsdatum.

25 Eine Vielzahl von Trainingsdaten bilden einen Trainingsdatensatz, mit dem ein im weiteren beschriebenes neuronales Netz 301 trainiert wird.

30 **Fig.3** zeigt das neuronale Netz 301 mit gepulsten Neuronen.

An jeweils ein Eingangsneuron 302, 303, 304 einer Eingangsschicht 305 wird jeweils eine Folge 306, 307, 308 von Zeitreihenwerten angelegt. Jeder angelegter Folge 306, 307, 308
35 von Zeitreihenwerten ist im Rahmen des Trainingsverfahrens eine Angabe zugeordnet, ob es sich bei dieser Folge 306, 307, 308 der Zeitreihenwerte, im weiteren als Eingabemuster 306,

307, 308 bezeichnet, um ein Eingabemuster 306, 307, 308 einer ersten Klasse oder um ein Eingabemuster 306, 307, 308 einer zweiten Klasse handelt.

- 5 Jeweils ein Eingangsneuron 302, 303, 304 ist mit einem Zwischenneuron 309, 310, 311 einer Zwischenschicht 312 jeweils über eine gewichtete Verbindung 313, 314, 315 verbunden.

- 10 Die Zwischenneuronen 309, 310, 311 sind miteinander über Verbindungen 316, 317, 318, 319, 320, 321 verbunden, die ebenfalls gewichtet sind.

- 15 Die Zwischenneuronen 309, 310, 311 sind ferner mit weiteren gepulsten Neuronen 322, 323, 324 über gewichtete Verbindungen 325, 326, 327, 328, 329 und 330 verbunden.

Die gepulsten Neuronen weisen jeweils das oben beschriebene Verhalten auf, welches in [2] dargestellt ist.

- 20 Die Zwischenneuronen 309, 310, 311 sind mit mehreren Zwischenneuronen 309, 310, 311 verbunden, jeweils die weiteren gepulsten Neuronen 322, 323, 324 sind jeweils mit genau einem Zwischenneuron 309, 310, 311 verbunden. Auf diese Weise ist es möglich, eine lang reichende Beeinflussung zwischen Neuro-
25 nen eines neuronalen Netzes sowie auch eine lokale Beeinflussung von Neuronen innerhalb des Neuronalen Netzes zu modellieren.

- 30 Mit den weiteren gepulsten Neuronen 322, 323, 324 ist ein Ausgangsneuron 331 über gewichtete Verbindungen 332, 333 und 334 verbunden. Von dem Ausgangsneuron 331 wird ein Ausgangssignal 335 gebildet, mit dem angegeben wird, welcher Klasse das Eingabemuster 306, 307, 308 zugehörig ist.

- 35 In der Trainingsphase des neuronalen Netzes 301 wird die Ausgangsgröße 335 mit der dem jeweiligen Eingabemuster zugeordneten Klassifikationsangabe verglichen und es wird ein Feh-

lersignal E gebildet, welches verwendet wird zur Anpassung der Gewichte, der in dem Neuronalen Netz 301 vorhandenen Verbindungen zwischen den Neuronen.

- 5 Als Trainingsverfahren wird im Rahmen dieses Ausführungsbeispiels das nicht gradientenbasierte Verfahren gemäß dem ALOPEX-Verfahren eingesetzt. Das Ziel des ALOPEX-Verfahrens ist die Minimierung eines Fehlermaßes E unter Berücksichtigung und Adaptierung der Gewichte w_{bc} für einen Trainingsda-
- 10 tensatz.

Das ALOPEX-Verfahren wird im weiteren näher erläutert.

- Ein Neuron b ist mit einem Neuron c über eine Verbindung ver-
- 15 bunden, die mit dem Gewicht w_{bc} gewichtet ist. Während einer f-ten Iteration wird das Gewicht w_{bc} gemäß folgender Vorschrift aktualisiert:

$$w_{bc}(f) = w_{bc}(f-1) + \delta_{bc}(f), \quad (10)$$

20

wobei mit $\delta_{bc}(f)$ eine kleine positive oder negative vorgegebene Schrittweite δ gemäß folgender Vorschrift bezeichnet wird:

$$25 \quad \delta_{bc}(f) = \begin{cases} -\delta & \text{mit einer Wahrscheinlichkeit } p_{bc}(f) \\ +\delta & \text{mit einer Wahrscheinlichkeit } 1 - p_{bc}(f) \end{cases}. \quad (11)$$

Eine Wahrscheinlichkeit $p_{bc}(f)$ wird gebildet gemäß folgender Vorschrift:

$$30 \quad p_{bc}(f) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{C_{bc}(f)}{T(f)}}}, \quad (12)$$

wobei $C_{bc}(f)$ gemäß folgender Vorschrift gebildet wird:

$$C_{bc}(f) = \Delta w_{bc}(f) \cdot \Delta E(f). \quad (13)$$

Mit $T(f)$ wird ein vorgebbbarer Wert bezeichnet. Mit $\Delta w_{bc}(f)$ und $\Delta E(f)$ werden die Gewichtsänderungen $\Delta w_{bc}(f)$ der Gewichte w_{bc} bzw. die Änderung $\Delta E(f)$ des Fehlermaßes E während der vorangegangenen zwei Iterationen bezeichnet gemäß folgenden Vorschriften:

$$\Delta w_{bc}(f) = w_{bc}(f-1) + w_{bc}(f-2), \quad (14)$$

$$\Delta E_{bc}(f) = E_{bc}(f-1) + E_{bc}(f-2). \quad (15)$$

Der vorgegebene Wert $T(f)$ wird alle F Iterationen aktualisiert gemäß folgender Vorschrift:

$$T(f) = \frac{1}{FM} \sum_b \sum_c \sum_{f'=f-F}^{f-1} |C_{bc}(f')| \quad (16)$$

wenn f ein ganzzahliges Vielfaches von F ist, und

$$T(f) = T(f-1) \quad \text{sonst}, \quad (17)$$

wobei mit M eine Anzahl von Verbindungen in dem neuronalen Netz 301 bezeichnet wird.

Gleichung (16) kann vereinfacht werden zu folgender Vorschrift:

$$T(f) = \frac{\delta}{F} \sum_{f'=f-F}^{f-1} |\Delta E(f')|. \quad (18)$$

Das neuronale Netz 301 wird unter Verwendung des Trainingsdatensatzes gemäß dem oben beschriebenen Trainingsverfahren trainiert.

Ferner wird ein erster Unterscheidungswert $I(T)$ für das neuronale Netz 301 gemäß folgender Vorschrift gebildet:

$$I(T) = I \left[s; \left\{ \begin{matrix} t_1^{(1)}, \dots, t_m^{(1)}, \dots, t_{k_1}^{(1)}, t_1^{(2)}, \dots, t_m^{(2)}, \dots, t_{k_2}^{(2)}, \dots, \\ t_1^{(n)}, \dots, t_m^{(n)}, \dots, t_{k_n}^{(n)}, \dots, t_1^{(N)}, \dots, t_m^{(N)}, \dots, t_{k_N}^{(N)} \end{matrix} \right\} \right], \quad (19)$$

wobei mit

- s die Eingangsgrößen bezeichnet werden,
- 5 • $t_m^{(n)}$ ein Impuls bezeichnet wird, der von einem gepulsten Neuron n zu einem Zeitpunkt m innerhalb eines Zeitraums $[0, T]$ generiert wird,
- mit k_n ($n = 1, \dots, N$) ein Zeitpunkt bezeichnet wird, zu dem das gepulste Neuron n den innerhalb des Zeitraums
- 10 $[0, T]$ letzten Impuls generiert hat,
- N eine Anzahl in dem Neuronalen Netz enthaltener gepulster Neuronen bezeichnet wird.

Der erste Unterscheidungswert $I(T)$ entspricht anschaulich der

15 Differenz folgender Entropien:

$$I(T) = H(\text{out}) - \langle H(\text{out}|s) \rangle_s, \quad (20)$$

mit

20

$$H(\text{out}) = - \int p(\text{out}) \cdot \ln(p(\text{out})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} \quad (21)$$

und

$$25 \quad \langle H(\text{out}|s) \rangle_s = - \sum_{j=1}^S p_j \int p(\text{out}|s^{(j)}) \cdot \ln(p(\text{out}|s^{(j)})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)}. \quad (22)$$

Damit ergibt sich der erste Unterscheidungswert $I(T)$ gemäß folgender Vorschrift:

30

$$I(T) = - \int p(\text{out}) \cdot \ln(p(\text{out})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} + \sum_{j=1}^S p_j \int p(\text{out}|s^{(j)}) \cdot \ln(p(\text{out}|s^{(j)})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} \quad (23)$$

mit

$$p(\text{out}) = \sum_{j=1}^S p_j p(\text{out}|s^{(j)}), \quad (24)$$

wobei mit

- $s^{(j)}$ eine Eingangsgröße bezeichnet wird, die an das Neuronale Netz zu einem Zeitpunkt j angelegt wird,
- p_j eine Wahrscheinlichkeit dafür bezeichnet wird, daß zu einem Zeitpunkt j die Eingangsgröße $s^{(j)}$ an das Neuronale Netz angelegt wird,
- $p(\text{out}|s^{(j)})$ eine bedingte Wahrscheinlichkeit dafür bezeichnet wird, ein Impuls von einem gepulsten Neuron in dem Neuronalen Netz generiert wird unter der Bedingung, daß zu einem Zeitpunkt j die Eingangsgröße $s^{(j)}$ an das Neuronale Netz angelegt wird.

Ist im Rahmen des Trainings des neuronalen Netzes 301 ein maximaler erster Unterscheidungswert $I(T)$ ermittelt worden, so bedeutet dies, daß das in dem ersten Zeitraum beobachtete Eingangsmuster 306, 307, 308 genug Information enthält, um mit ausreichender Verlässlichkeit das Eingabemuster zu klassifizieren.

25

Anschaulich wird im Rahmen des Trainings für einen ersten Zeitraum $[0; T]$ der erste Unterscheidungswert $I(T)$ gebildet (Schritt 101) (vgl. Fig.1).

30 In einem weiteren Schritt (Schritt 102) wird ein zweiter Zeitraum durch Verkürzung des ersten Zeitraums gebildet:

[0; T'], wobei $T' < T$.

Für den zweiten Zeitraum [0; T'] wird in einem weiteren
5 Schritt (Schritt 103) ein zweiter Unterscheidungswert $I(T')$
auf die gleiche, oben beschriebene Weise wie der erste Unter-
scheidungswert $I(T)$ gebildet.

Der erste Unterscheidungswert $I(T)$ wird mit dem zweiten Un-
10 terscheidungswert $I(T')$ verglichen (Schritt 104).

Ist der zweite Unterscheidungswert $I(T')$ gleich dem ersten
Unterscheidungswert $I(T)$, so wird ein neuer zweiter Zeitraum
durch Verkürzung des zweiten Zeitraums [0; T'] gebildet
15 (Schritt 105) und der neue zweite Zeitraum wird als der zwei-
te Zeitraum angesehen (Schritt 106). Für den zweiten Zeitraum
der neuen Iteration wird wiederum ein zweiter Unterschei-
dungswert $I(T')$ (Schritt 103) gebildet.

20 Anschaulich bedeutet dieses iterative Verfahren, daß der
Zeitraum, in dem von den gepulsten Neuronen generierte Impul-
se berücksichtigt werden zur Bildung des Ausgangssignals so-
lange verkürzt wird, bis der zweite Unterscheidungswert $I(T')$
ungleich dem ersten Unterscheidungswert $I(T)$ ist.

25 Ist der zweite Unterscheidungswert $I(T')$ kleiner als der er-
ste Unterscheidungswert, so wird das neuronale Netz 301 als
optimiertes neuronales Netz betrachtet, welches in der letz-
ten vorangegangenen Iteration trainiert wurde, bei dem der
30 zweite Unterscheidungswert $I(T')$ nicht kleiner als der erste
Unterscheidungswert $I(T)$ war (Schritt 107).

Der jeweils berücksichtigte Zeitraum wird in diskrete Unter-
zeiträume unterteilt, für die jeweils lediglich ermittelt
35 wird, ob während dieses Unterzeitraums ein Neuron einen Im-
puls generiert hat oder nicht.

Auf diese Weise wird der für das Training benötigte Rechenaufwand erheblich reduziert.

5 Zur weiteren Veranschaulichung wird das Prinzip anhand Fig.4 noch einmal erläutert.

10 Fig.4 zeigt zwei kontinuierliche Prozesse p1 und p2, die durch eine Menge von kontinuierlichen Eingangssignalen S1 und S2 gebildet sind. Nach entsprechender, oben beschriebener Digitalisierung liegen zwei Folgen von Eingangsgrößen vor, die Eingabemuster. Die Eingabemuster werden dem trainierten neuronalen Netz 401 in einer Anwendungsphase zugeführt, und es wird anhand der Zeitreihen für das trainierte neuronale Netz 401 anschaulich eine raum-zeitliche Codierung der Prozesse
15 p1, p2 durchgeführt.

Anhand eines Ausgangssignals 402 wird durch das trainierte neuronale Netz 401 angegeben, um welche Art von Prozeß es sich bei dem Eingabemuster handelt. Das trainierte neuronale
20 Netz 401 weist die Eigenschaft auf, daß zum einen die Zuverlässigkeit der Klassifikation optimiert ist und zum anderen eine minimale Anzahl von Zeitreihenwerten, also ein minimaler zweiter Zeitraum 403 erforderlich ist, um die Klassifikation verläßlich durchzuführen.

25 Im weiteren werden einige Alternativen zu dem oben beschriebenen Ausführungsbeispiel dargestellt:

30 Die Anzahl von Eingängen, gepulsten Neuronen sowie Ausgangssignalen ist im allgemeinen beliebig. Auch die Anzahl verschiedener Folgen von Zeitreihenwerten im Rahmen der Klassifikation sowie des Trainings ist beliebig. Damit ist eine Elektroencephalogramm-Analyse für eine beliebige Anzahl von Kanälen zur Tumorcharakterisierung möglich.

In diesem Dokument sind folgende Veröffentlichungen zitiert:

- 5 [1] G. Deco und B. Schürmann, Information Transmission and
Temporal Code in Central Spiking Neurons, Physical Re-
view Letters, Vol. 79, Nr. 23, S. 4697 - 4700, December
1997

- 10 [2] W. Gerstner, Time structure of the activity in neural
network models, Physical Review E, Vol. 51, Nr. 1,
S. 738 - 758, January 1995

- 15 [3] K.P. Unnikrishnan and K.P. Venugopal, Alopex: A Correla-
tion-Based Learning Algorithm for Feedforward and Recur-
rent Neural Networks, S. 471 - 490, Neural Computation,
Vol. 6, 1994

- [4] DE 195 31 967 C2

In diesem Dokument sind folgende Veröffentlichungen zitiert:

- 5 [1] G. Deco und B. Schürmann, Information Transmission and Temporal Code in Central Spiking Neurons, Physical Review Letters, Vol. 79, Nr. 23, S. 4697 - 4700, December 1997
- 10 [2] W. Gerstner, Time structure of the activity in neural network models, Physical Review E, Vol. 51, Nr. 1, S. 738 - 758, January 1995
- 15 [3] K.P. Unnikrishnan and K.P. Venugopal, Alopec: A Correlation-Based Learning Algorithm for Feedforward and Recurrent Neural Networks, S. 471 - 490, Neural Computation, Vol. 6, 1994

Patentansprüche

1. Verfahren zum Trainieren eines Neuronalen Netzes, welches gepulste Neuronen enthält,
 - 5 a) bei dem für einen ersten Zeitraum ($[0;T]$) das Neuronale Netz derart trainiert wird, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wodurch ein maximaler erster Unterscheidungswert gebildet wird,
 - 10 b) bei dem der Unterscheidungswert abhängig ist von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Eingangsgrößen, die dem Neuronalen Netz zugeführt werden,
 - 15 c) bei dem iterativ folgende Schritte durchgeführt werden:
 - der erste Zeitraum wird zu einem zweiten Zeitraum verkürzt,
 - für den zweiten Zeitraum wird ein zweiter Unterscheidungswert gebildet,
 - 20 - ist der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert, so erfolgt eine neue Iteration mit einem neuen zweiten Zeitraum, der durch Verkürzung des zweiten Zeitraums der vorangeegangenen Iteration gebildet wird,
 - 25 - sonst wird das Verfahren beendet und das trainierte Neuronale Netz ist das Neuronale Netz der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert ist.
2. Verfahren nach Anspruch 1,
 - 30 bei dem zur Maximierung des ersten Unterscheidungswerts und/oder des zweiten Unterscheidungswerts ein nichtgradientenbasiertes Optimierungsverfahren eingesetzt wird.
3. Verfahren nach Anspruch 2,
 - 35 bei dem das Optimierungsverfahren auf dem ALOPEX-Verfahren basiert.

4. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 3,
bei dem der erste Unterscheidungswert $I(T)$ folgender Vor-
schrift genügt:

$$5 \quad I(T) = I \left[s; \left\{ \begin{array}{l} t_1^{(1)}, \dots, t_m^{(1)}, \dots, t_{k_1}^{(1)}, t_1^{(2)}, \dots, t_m^{(2)}, \dots, t_{k_2}^{(2)}, \dots, \\ t_1^{(n)}, \dots, t_m^{(n)}, \dots, t_{k_n}^{(n)}, \dots, t_1^{(N)}, \dots, t_m^{(N)}, \dots, t_{k_N}^{(N)} \end{array} \right\} \right],$$

wobei mit

- s die Eingangsgrößen bezeichnet werden,
- $t_m^{(n)}$ ein Impuls bezeichnet wird, der von einem gepulsten
10 Neuron n zu einem Zeitpunkt m innerhalb eines Zeitraums
[0, T] generiert wird,
- k_n ($n = 1, \dots, N$) ein Zeitpunkt bezeichnet wird, zu dem
das gepulste Neuron n den innerhalb des Zeitraums [0, T]
letzten Impuls generiert hat,
- 15 • N eine Anzahl in dem Neuronalen Netz enthaltener gepulster
Neuronen bezeichnet wird.

5. Verfahren nach Anspruch 4,
bei dem der erste Unterscheidungswert $I(T)$ folgender Vor-
20 schrift genügt:

$$I(T) = - \int p(\text{out}) \cdot \ln(p(\text{out})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} + \\ + \sum_{j=1}^S p_j \int p(\text{out} | s^{(j)}) \cdot \ln(p(\text{out} | s^{(j)})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)}$$

mit

25

$$p(\text{out}) = \sum_{j=1}^S p_j p(\text{out} | s^{(j)}),$$

wobei mit

- $s^{(j)}$ eine Eingangsgröße bezeichnet wird, die an das Neuronale Netz zu einem Zeitpunkt j angelegt wird,
 - p_j eine Wahrscheinlichkeit dafür bezeichnet wird, daß zu einem Zeitpunkt j die Eingangsgröße $s^{(j)}$ an das Neuronale Netz angelegt wird,
 - $p(\text{outs}^{(j)})$ eine bedingte Wahrscheinlichkeit dafür bezeichnet wird, daß ein Impuls von einem gepulsten Neuron in dem Neuronalen Netz generiert wird unter der Bedingung, daß zu einem Zeitpunkt j die Eingangsgröße $s^{(j)}$ an das Neuronale Netz angelegt wird.
6. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 bis 5, bei dem die Trainings-Folge von Eingangsgrößen gemessene physikalische Signale sind.
7. Verfahren nach Anspruch 6, bei dem die Trainings-Folge von Eingangsgrößen gemessene Signale eines Electroencephalogramms sind.
8. Verfahren zur Klassifikation einer Folge von Eingangsgrößen unter Verwendung eines Neuronalen Netzes, welches gepulste Neuronen enthält und gemäß folgenden Schritten trainiert worden ist:
- a) für einen ersten Zeitraum wird das Neuronale Netz derart trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wodurch ein maximaler erster Unterscheidungswert gebildet wird,
 - b) der Unterscheidungswert ist abhängig von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Eingangsgrößen, die dem Neuronalen Netz zugeführt werden,
 - c) iterativ werden folgende Schritte durchgeführt:
 - der erste Zeitraum wird zu einem zweiten Zeitraum verkürzt,
 - für den zweiten Zeitraum wird ein zweiter Unterscheidungswert gebildet,

- ist der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert, so erfolgt eine neue Iteration mit einem neuen zweiten Zeitraum, der durch Verkürzung des zweiten Zeitraums der vorangeegangenen Iteration gebildet wird,
 - sonst wird das Verfahren beendet und das trainierte Neuronale Netz ist das Neuronale Netz der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert ist,
 - bei dem die Folge von Eingangsgrößen dem Neuronalen Netz zugeführt wird,
 - bei dem ein Klassifikationssignal gebildet wird, mit dem angegeben wird, welcher Art einer Folge von Eingangsgrößen die zugeführte Folge ist.
9. Verfahren nach Anspruch 8,
bei dem die Trainings-Folge von Eingangsgrößen und die Folge von Eingangsgrößen gemessene physikalische Signale sind.
10. Verfahren nach Anspruch 9,
bei dem die Trainings-Folge von Eingangsgrößen und die Folge von Eingangsgrößen gemessene Signale eines Electroencephalogramms sind.
11. Neuronales Netz, welches gepulste Neuronen enthält und gemäß folgenden Schritten trainiert worden ist:
- a) für einen ersten Zeitraum wird das Neuronale Netz derart trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wodurch ein maximaler erster Unterscheidungswert gebildet wird,
 - b) der Unterscheidungswert ist abhängig von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Eingangsgrößen, die dem Neuronalen Netz zugeführt werden,
 - c) iterativ werden folgende Schritte durchgeführt:
 - der erste Zeitraum wird zu einem zweiten Zeitraum verkürzt,

- für den zweiten Zeitraum wird ein zweiter Unterscheidungswert gebildet,
 - ist der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert, so erfolgt eine neue Iteration mit einem neuen zweiten Zeitraum, der durch Verkürzung des zweiten Zeitraums der vorangeegangenen Iteration gebildet wird,
 - sonst wird das Verfahren beendet und das trainierte Neuronale Netz ist das Neuronale Netz der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert ist.
12. Neuronales Netz nach Anspruch 10, eingesetzt zur Klassifikation eines physikalischen Signals.
13. Neuronales Netz nach Anspruch 10, eingesetzt zur Klassifikation eines Signals eines Electroencephalogramms.
14. Anordnung zum Trainieren eines Neuronalen Netzes, welches gepulste Neuronen enthält, mit einem Prozessor, der derart eingerichtet ist, daß folgende Schritte durchführbar sind:
- a) für einen ersten Zeitraum wird das Neuronale Netz derart trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wodurch ein maximaler erster Unterscheidungswert gebildet wird,
 - b) der Unterscheidungswert ist abhängig von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden sowie von einer Trainings-Folge von Eingangsgrößen, die dem Neuronalen Netz zugeführt werden,
 - c) iterativ werden folgende Schritte durchgeführt:
 - der erste Zeitraum wird zu einem zweiten Zeitraum verkürzt,
 - für den zweiten Zeitraum wird ein zweiter Unterscheidungswert gebildet,
 - ist der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert, so erfolgt eine neue Iteration mit

einem neuen zweiten Zeitraum, der durch Verkürzung des zweiten Zeitraums der vorangeegangenen Iteration gebildet wird,

- 5 - sonst wird das Verfahren beendet und das trainierte Neuronale Netz ist das Neuronale Netz der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem ersten Unterscheidungswert ist.

10 15. Anordnung nach Anspruch 14, eingesetzt zur Klassifikation eines physikalischen Signals.

16. Anordnung nach Anspruch 14, eingesetzt zur Klassifikation eines Signals eines Electroencephalogramms.

Zusammenfassung

Verfahren zum Trainieren eines neuronalen Netzes, Verfahren
zur Klassifikation einer Folge von Eingangsgrößen unter Ver-
5 wendung eines neuronalen Netzes, neuronales Netz und Anord-
nung zum Trainieren eines neuronalen Netzes

Für einen ersten Zeitraum wird das neuronale Netz derart
trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wobei
10 der Unterscheidungswert abhängig ist von Impulsen, die von
den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebil-
det werden. Iterativ wird der erste Zeitraum so lange ver-
kürzt und für den zweiten Zeitraum ein zweiter Unterschei-
dungswert gebildet bis der zweite Unterscheidungswert kleiner
15 ist als der maximale Unterscheidungswert. Das trainierte neu-
ronale Netz ist das neuronale Netz der letzten Iteration, bei
der der zweite Unterscheidungswert gleich dem maximalen Un-
terscheidungswert ist.

09/17/99
Translation
2122

PATENT COOPERATION TREATY 01-07-04 122
#11 SP
RECEIVED
JUL 23 2001
Technology Center 2100

PCT

INTERNATIONAL PRELIMINARY EXAMINATION REPORT

(PCT Article 36 and Rule 70)

Applicant's or agent's file reference GR 98P2394P		FOR FURTHER ACTION See Notification of Transmittal of International Preliminary Examination Report (Form PCT/IPEA/416)	
International application No. PCT/DE99/01949	International filing date (day/month/year) 01 July 1999 (01.07.99)	Priority date (day/month/year) 25 August 1998 (25.08.98)	
International Patent Classification (IPC) or national classification and IPC G06N 3/04			
Applicant SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT			

1. This international preliminary examination report has been prepared by this International Preliminary Examining Authority and is transmitted to the applicant according to Article 36.

2. This REPORT consists of a total of 7 sheets, including this cover sheet.

☐ This report is also accompanied by ANNEXES, i.e., sheets of the description, claims and/or drawings which have been amended and are the basis for this report and/or sheets containing rectifications made before this Authority (see Rule 70.16 and Section 607 of the Administrative Instructions under the PCT).

These annexes consist of a total of _____ sheets.

3. This report contains indications relating to the following items:

- I ☒ Basis of the report
- II ☐ Priority
- III ☐ Non-establishment of opinion with regard to novelty, inventive step and industrial applicability
- IV ☐ Lack of unity of invention
- V ☒ Reasoned statement under Article 35(2) with regard to novelty, inventive step or industrial applicability; citations and explanations supporting such statement
- VI ☐ Certain documents cited
- VII ☒ Certain defects in the international application
- VIII ☐ Certain observations on the international application

RECEIVED
JAN 07 2004

Date of submission of the demand 16 March 2000 (16.03.00)	Date of completion of this report 24 May 2000 (24.05.2000)
Name and mailing address of the IPEA/EP	Authorized officer
Facsimile No.	Telephone No.

INTERNATIONAL PRELIMINARY EXAMINATION REPORT

International application No.

PCT/DE99/01949

I. Basis of the report

1. This report has been drawn on the basis of *(Replacement sheets which have been furnished to the receiving Office in response to an invitation under Article 14 are referred to in this report as "originally filed" and are not annexed to the report since they do not contain amendments.)*:

- ☐ the international application as originally filed.
- ☒ the description, pages 1-21, as originally filed,
 pages _____, filed with the demand,
 pages _____, filed with the letter of _____,
 pages _____, filed with the letter of _____.
- ☒ the claims, Nos. 1-16, as originally filed;
 Nos. _____, as amended under Article 19,
 Nos. _____, filed with the demand,
 Nos. _____, filed with the letter of _____,
 Nos. _____, filed with the letter of _____.
- ☒ the drawings, sheets/fig 1/4-4/4, as originally filed,
 sheets/fig _____, filed with the demand,
 sheets/fig _____, filed with the letter of _____,
 sheets/fig _____, filed with the letter of _____.

2. The amendments have resulted in the cancellation of:

- ☐ the description, pages _____
- ☐ the claims, Nos. _____
- ☐ the drawings, sheets/fig _____

3. ☐ This report has been established as if (some of) the amendments had not been made, since they have been considered to go beyond the disclosure as filed, as indicated in the Supplemental Box (Rule 70.2(c)).

4. Additional observations, if necessary:

RECEIVED
 JUL 23 2001
 Technology Center 2100

INTERNATIONAL PRELIMINARY EXAMINATION REPORT

International application No.
PCT/DE 99/01949

V. Reasoned statement under Article 35(2) with regard to novelty, inventive step or industrial applicability; citations and explanations supporting such statement

1. Statement

Novelty (N)	Claims	1-16	YES
	Claims		NO
Inventive step (IS)	Claims	1-16	YES
	Claims		NO
Industrial applicability (IA)	Claims	1-16	YES
	Claims		NO

2. Citations and explanations

1. The invention relates to the training of a neural network (NN) with pulsed neurons and to the use of same for classifying a series of input variables.

2. The present report makes reference to the following documents:

D1: US-A-5 675 504 (J. SERODES et al.)

D2: A.J. SURKAN et al.: "Prediction by neural network methods compared for energy control problems", PROCEEDINGS OF THE AMERICAN POWER CONFERENCE, 58TH ANNUAL MEETING 1996, TECHNOLOGY FOR COMPETITION AND GLOBALIZATION, Illinois Inst. Technol., Chicago, IL, USA, 9-11 April 1996, pages 231-236, Vol. 1, XP000879471

D3: J. GIA-SHUH et al.: "Intelligent Stock Trading System with Price Trend Prediction and Reversal Recognition Using Dual-Module Neural Networks", APPLIED INTELLIGENCE: THE INTERNATIONAL JOURNAL OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE, NEURAL NETWORKS, AND COMPLEX PROBLEM-SOLVING TECHNOLOGIES, SEPT. 1993, NETHERLANDS, Vol. 3, No. 3, pages 225-248, XP000878752, ISSN: 0924-669X

D4: R.S. ZEBULUM et al.: "Short-Term Load

„Forecasting Using Neural Nets“, FROM NATURAL TO ARTIFICIAL NEURAL COMPUTATION, PROCEEDINGS OF IWANN 95 - INTERNATIONAL WORKSHOP ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS, Malaga-Torremolinos, Spain, 7-9 June 1995, page 1001-1008, XP000878823 1995, Berlin, Germany, Springer-Verlag, Germany, ISBN: 3-540-59497-3

D5: US-A-5 630 023 (OTEKI SUGITAKA).

3. It is generally known from the prior art to vary the size of the input data set with which a neural net (NN) is trained in such a way that the duration of training and/or recognition quality or reliability of the prediction is optimised.

D1 discloses a method for training a back-propagation neural network (see column 6, lines 34-36), wherein the size of the training data set is increased or reduced (see column 5, lines 48-52, and column 6, lines 61-62). The NN selected as the optimally trained NN is that which was trained with the training data set which generated the lowest root mean square error (column 7, lines 6-8).

To improve training speed and reliability of the prediction, D2 uses a plurality of training algorithms, including the ALOPEX algorithm used in the invention (see paragraph entitled "The ALOPEX algorithm", pages 233 and 234). According to D2 a larger training data set does not produce better and more rapid results (page 234, right-hand column, lines 19-22; page 235, left-hand column, lines 30-35).

Documents D3 and D4 both disclose a method of

training a back-propagation neural network (D3, page 227, left-hand column, lines 10-12; D4, page 1004, lines 23-24) wherein two training data sets each are selected from the available historical input data set by two time windows of different sizes (D3, page 227, left-hand column, lines 16-29; D4, page 1003, lines 7-14). Moreover, according to D3 both time windows undergo iterative time-shifting during training (page 232, Figure 3, and page 233, left-hand column, lines 8-16).

Document D5 discloses only a hierarchical neural network in which a positive and a negative error signal are used to adjust the coupling coefficient of the neurons (see D5, beginning of Claim 1), wherein the network converges more rapidly during learning (see paragraph between columns 11 and 12).

4. The invention addresses the problem of providing an improved ALOPEX method and a system for training a neural network with pulsed neurons wherein the degree of computing required for training is reduced significantly.

A further object of the invention is to use the neural network trained in this way for the classification of a sequence of input variables, it having been ensured that if classification security is optimised the neural network has to be supplied with a minimised number of time values.

The first object is achieved by a method as per Claim 1 and a system as per Claim 14, according to which a neural network as per Claim 11 is trained.

According to the claims specified above, the neural network is trained for a first period in such a way that a discriminator value is maximised which is dependent on pulses formed by the pulsed neurons within the first period. Said first period is reduced iteratively until the second discriminator value is smaller than the maximum discriminator value. The trained neural network is the neural network of the last iteration in which the second discriminator value equals the maximum discriminator value.

The second object of the invention is achieved as per Claim 8, according to which the neural network trained as per the invention distinguishes between different continuous processes (p1, p2). The trained neural network uses an output signal (402) to indicate which type of process corresponds to which input data set.

5. The prior art does not disclose the above type of solution. Independent Claims 1, 8, 11 and 14 should therefore be considered novel and inventive (PCT Article 33(2) and (3)).

Dependent Claims 2-7, 9, 10, 12, 13, 15 and 16 disclose other design features of the invention as per the corresponding independent claims and therefore meet the requirements for novelty and inventive step of PCT Article 33(2) and (3).

The present invention as per Claims 1-16 is clearly industrially applicable (PCT Article 33(4)).

VII. Certain defects in the international application

The following defects in the form or contents of the international application have been noted:

6. The features of the claims are not followed by reference signs placed between parentheses (PCT Rule 6.2(b)). Of the documents cited above (D1 to D5), D5 is closest to the invention, since it discloses the general concept of iteratively modifying the size of the training data set. However, D1 is not prejudicial to the novelty of the invention per se because the criterion of D1, wherein iteration is stopped, differs from the invention. Moreover, according to D1 the training data set is not only reduced in size (as disclosed in the invention) but possibly also increased.

Although the prior art is extensively mentioned in the application, it would have been appropriate for the description likewise to cite document D1 and briefly to indicate the relevant prior art disclosed therein (PCT Rule 5.1(a)(ii)).

*Specification
Title*

high prepare a substat. Spec.
09/763772

JC02 Rec'd PCT/PTO 26 FEB 2001

1

METHOD FOR TRAINING A NEURAL NETWORK, METHOD FOR THE CLASSIFICATION OF A SEQUENCE OF INPUT QUANTITIES UPON EMPLOYMENT OF A NEURAL NETWORK, NEURAL NETWORK AND ARRANGEMENT FOR THE TRAINING OF A NEURAL NETWORK

Background field present

5 The invention is directed to a method for training a neural network, to a method for the classification of a sequence of input quantities upon employment of a neural network as well as to a neural network and an arrangement for training a neural network.

Descript. of Related art.

10 A neural network comprises neurons that are at least partially connected to one another. Input neurons of the neural network are supplied with input signals as input quantities supplied to the input neurons. The neural network usually comprises a plurality of layers. A respective neuron generates a signal dependent on input quantities supplied to a neuron of the neural network and on an activation function provided for the neuron, ^{the} said signal being in turn supplied to neurons of a further layer as ^{an} input quantity according to a prescribable weighting. An output quantity dependent on quantities that are supplied to the output neuron of neurons of the preceding layer is generated in an output neuron in an output layer. There are currently essentially two approaches in view of the questions as to the form in which information is stored in a neural network.

20 A first approach assumes that the information in a neural network is encoded in the spectral domain. Given this approach, a chronological sequence of input quantities is encoded such that a respective input neuron is provided for each time row value of a chronological sequence of the input quantities, the respective time row value being applied to this input neuron.

25 Given a neural network that is designed according to this approach, a hyperbolic tangent (tanh) is usually employed as ^{an} activation function.

This first type of neural network is referred to below as ^a static neural network.

What is particularly disadvantageous about this approach is that it is not possible with a static neural network to explicitly consider a dynamics of a process subject to a technical system in the internal coding of the sequence of input quantities.

The Time Delay Neural Networks (TDNN) known from [4] attempt to counter this disadvantage in that, given a plurality of sequences of input quantities, a respective input neuron is provided for each sequence and for each time row value. This approach particularly exhibits the disadvantage that the dimension of the input space -- represented by the plurality of input neurons -- increases exponentially with an increasing plurality of different sequences of input quantities to be taken into consideration.

An increasing plurality of neurons in the neural network, moreover, involves an increased training outlay upon employment of a plurality of training data that increases with an increasing plurality of neurons. A training of a static neural network becomes highly calculation-intensive under these conditions or, respectively, can practically no longer be implemented.

A gradient-based training method, for example the back-propagation method, is usually utilized for training a static neural network.

The publication by Unnikrishnan, et al. [3] also discloses a training method for a static neural network that is referred to as the ALOPEX method. In this method, the training of a static neural network is viewed as an optimization problem. In this case, the goal of the optimization is a minimization of a error criterion E taking weightings that are present in the static neural network and with which the connections between neurons are weighted into consideration for a predetermined training data set with training data.

A training datum is a tuple that [...] has input quantities, for example state quantities of a technical system or, respectively, boundary conditions that a technical system is subject to and that are supplied to a technical system as well as an output quantity determined under the boundary conditions and that the technical system forms for the input quantities.

The ALOPEX method shall be explained in greater detail later in conjunction with the exemplary embodiment.

The publication by Unnikrishnan, et al. "ALOPEX: A Correlation-Based Learning Algorithm for Feedforward and Recurrent Neural Networks",

German Patent Document DE 195 31 697 C.

A second approach can be seen therein that the information about a system is encoded in the time domain and in the spectral domain. An artificial neural network that does justice to this approach comprises what are referred to as pulsed neurons and is known from [2].

the publication by Gersten, "Time structure of the activity in Neural Network models".
 According to [1], a pulsed neuron is modelled such that the behavior of a pulsed neuron with respect to an external stimulation, which is referred to below as ^{an} input quantity, is described by a stochastic differential equation of the Itô type according to the following rule:

$$dV(t) = \left(-\frac{V(t)}{\tau} + \mu \right) dt + \sigma dW(t) + w dS(t). \quad (1)$$

In the rule (1), $dW(t)$ references a standard Wiener process. A predetermined constant τ describes a delay of a membrane potential $V(t)$ of the modelled neuron without ^{an} input quantity that is adjacent at the neuron. The model simulates the behavior of a biological neuron. For this reason, a pulsed neuron is also referred to as ^a biologically oriented neuron.

Further, $S(t)$ references a coupling of the neuron with another neuron, i.e. the following applies:

$$s(t) = \frac{d}{dt} S(t) = \sum_i \delta(t - t_i), \quad (2)$$

whereby t_i references an arrival time at which an external impulse arrives at an input of a neuron. A soma-synaptic intensity is modelled by a synaptic quantity w .

In this model, the pulsed neuron generates a pulse when the membrane potential $V(t)$ reaches a predetermined threshold Θ . After the pulse is generated, the membrane potential $V(t)$ of the neuron is reset to a predetermined initialization potential value $V(0)$.

A time sequence of pulses is thus described according to the following rule:

$$t'_0, \dots, t'_k, \dots, \quad (3)$$

and satisfies the following rule:

$$o(t) = \sum_k \delta(t - t'_k).$$

(4)

It is also known from ^{the afore-mentioned Dacor et al. publication} (1) that, given the assumption of the above-described model for a pulsed neuron, a discrimination value $I(T)$ can be formed that indicates the dependability with which a sequence of input quantities is correctly
 5 classified in view of the training data employed for a training of the neural network.

The discrimination value $I(T)$ is dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within a time span $[0; T]$ as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network. The discrimination value $I(T)$ satisfies the following rule:

$$I(T) = I\left[s; \left\{ \begin{matrix} t_1^{(1)}, \dots, t_m^{(1)}, \dots, t_{k_1}^{(1)}, t_1^{(2)}, \dots, t_m^{(2)}, \dots, t_{k_2}^{(2)}, \dots, \\ t_1^{(n)}, \dots, t_m^{(n)}, \dots, t_{k_n}^{(n)}, \dots, t_1^{(N)}, \dots, t_m^{(N)}, \dots, t_{k_N}^{(N)} \end{matrix} \right\} \right], \quad (5)$$

10 whereby

- s references the input quantities,
- $t_m^{(n)}$ references a pulse that is generated by a pulsed neuron n at a time m within a time span $[0, T]$,
- k_n ($n = 1, \dots, N$) references a point in time at which the pulsed neuron n
 15 has generated the last pulse within the time span $[0, T]$,
- N references a plurality of pulsed neurons contained in the neural network.

A stochastic differential equation of the Itô type derives for a neural network with a plurality of N neurons described according to the following rule:

$$\begin{aligned} dV_i(t) = & \left(-\frac{V_i(t)}{\tau} + \mu \right) dt + \sigma dW_i(t) + \\ & + \sum_{j=1}^N w_{ij} \sum_k \delta(t - t_{k-\Delta_{ij}}^{(j)}) dt + I_i(t) dt \end{aligned} \quad (6)$$

whereby

- $V_i(t)$ references a membrane potential of the i^{th} neuron ($i = 1, \dots, N$),
- N references a plurality of neurons contained in the neural network,
- w_{ij} respectively references a weighting of a coupling between the i^{th} and the j^{th} neuron, clearly a synaptic intensity between the neurons i and j ,
- Δ_{ij} references a prescribable axonal delay of a signal between the neurons i and j ,
- $I_i(t)$ references an external stimulation signal of the neuron i .

the German Patent Document DE 195 31 967 C2
 [47] discloses a training method for a neural network. Given this method,
 10 the neural network is linked ^{such} in a control circuit with the model of a technical
 ✓ system ^{such} that the neural network outputs at least one manipulated variable to the model
 ✓ as ^{an} output quantity, and the model generates at least one regulating variable from the
 ✓ manipulated quantity supplied by the neural network, ^{the} said ^{an} at least one regulating
 ✓ variable being supplied to the neural network as input quantity. The regulating
 15 variable is superimposed with a noise having a known noise distribution before it is
 supplied to the model. As a reaction to the regulating variable modified by the
 impressed noise, the weightings of the neural network are set as follows: A cost
 function evaluates whether the change in weighting at the network has effected an
 improvement of the regulating variable with respect to a rated behavior of the model,
 20 and such weightings are favored by the cost function.

Summary of the Invention
 The invention is based on ^{present} ~~the problem of specifying~~ ^{providing} a method as well as
 an arrangement for training a neural network having pulsed neurons. The invention is
 also based on ^{providing} ~~the problem of specifying~~ a method for the classification of a sequence
 of input quantities upon employment of a neural network having pulsed neurons as
 25 well as specifying a neural network having pulsed neurons.

The problems are solved by the methods and the arrangement as well as
 by the neural network having ~~the features of the independent patent claims~~ ^{insert claim}

A method for training a neural network that contains pulsed neurons
 comprises the following steps:

- a) the neural network is trained ^{such} (such) for a first time span that a discrimination value is maximized, as a result whereof a maximum first discrimination value is formed;
- b) the discrimination value is formed dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within the first time span as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network;
- c) the following steps are interactively implemented:
- the first time span is shortened to form a second time span,
 - a second discrimination value is formed for the second time span,
 - when the second discrimination value is the same as the first discrimination value, then a new iteration ensues with a new second time span that is formed by shortening the second time span of the preceding iteration,
 - otherwise, the method is ended and the trained neural network is the neural network of the last iteration wherein the second discrimination value is the same as the first discrimination value.

A method for the classification of a sequence of input quantities upon employment of a neural network that contains pulsed neurons and was trained according to the following steps comprises the following steps:

- a) the neural network is trained ^{such} (such) for a first time span that a discrimination value is maximized, as a result whereof a maximum first discrimination value is formed;
- b) the discrimination value is formed dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within the first time span as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network;
- c) the following steps are interactively implemented:
- the first time span is shortened to form a second time span,
 - a second discrimination value is formed for the second time span,
 - when the second discrimination value is the same as the first discrimination value, then a new iteration ensues with a new second time

span that is formed by shortening the second time span of the preceding iteration,

-- otherwise, the method is ended and the trained neural network is the neural network of the last iteration wherein the second discrimination value is the same as the first discrimination value,

-- the sequence of input quantities is supplied to the neural network;

- d) a classification signal is formed that indicates what kind of sequence of input quantities the supplied sequence is.

A neural network that contains pulsed neurons has been trained according

10 to the following steps:

- a) the neural network is trained ~~(such)~~ ^{such} for a first time span that a discrimination value is maximized, as a result whereof a maximum first discrimination value is formed;

- b) the discrimination value is formed dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within the first time span as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network;

- c) the following steps are interactively implemented:

-- the first time span is shortened to form a second time span,

-- a second discrimination value is formed for the second time span,

- 20 -- when the second discrimination value is the same as the first discrimination value, then a new iteration ensues with a new second time span that is formed by shortening the second time span of the preceding iteration,

-- otherwise, the method is ended and the trained neural network is the neural network of the last iteration wherein the second discrimination value is the same as the first discrimination value.

25 An arrangement for training a neural network that contains pulsed neurons comprises a processor that is configured such that the following steps can be implemented:

- a) the neural network is trained ~~(such)~~^{such} for a first time span that a discrimination value is maximized, as a result whereof a maximum first discrimination value is formed;
- b) the discrimination value is formed dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within the first time span as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network;
- c) the following steps are interactively implemented:
- the first time span is shortened to form a second time span,
 - a second discrimination value is formed for the second time span,
 - when the second discrimination value is the same as the first discrimination value, then a new iteration ensues with a new second time span that is formed by shortening the second time span of the preceding iteration,
 - otherwise, the method is ended and the trained neural network is the neural network of the last iteration wherein the second discrimination value is the same as the first discrimination value.

The invention makes it possible to classify a time sequence of input quantities with a neural network what contains pulsed neurons, whereby it is assured that, given optimized classification dependability, a minimized plurality of time values must be supplied to the neural network for classification.

Preferred developments of the invention ~~(derive from the dependent claims.)~~

An optimization method that is not gradient based is preferably employed for the maximization of the first discrimination value and/or the second discrimination value, preferably an optimization method based on the ALOPEX method.

The first discrimination value preferably satisfies the following rule:

$$I(T) = I \left[s; \left\{ \begin{matrix} t_1^{(1)}, \dots, t_m^{(1)}, \dots, t_{k_1}^{(1)}, t_1^{(2)}, \dots, t_m^{(2)}, \dots, t_{k_2}^{(2)}, \dots, \\ t_1^{(n)}, \dots, t_m^{(n)}, \dots, t_{k_n}^{(n)}, \dots, t_1^{(N)}, \dots, t_m^{(N)}, \dots, t_{k_N}^{(N)} \end{matrix} \right\} \right], \quad (7)$$

whereby

- s references the input quantities,

insert text of dep. claims

- $t_m^{(n)}$ references a pulse that is generated by a pulsed neuron n at a time m within a time span $[0, T]$,
- k_n ($n = 1, \dots, N$) references a point in time at which the pulsed neuron n has generated the last pulse within the time span $[0, T]$,
- 5 • N references a plurality of pulsed neurons contained in the neural network.

In a further development, the first discrimination value satisfies the following rule:

$$I(T) = -\int p(\text{out}) \cdot \ln(p(\text{out})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} + \\ + \sum_{j=1}^S p_j \int p(\text{out}|s^{(j)}) \cdot \ln(p(\text{out}|s^{(j)})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} \quad (8)$$

with

$$p(\text{out}) = \sum_{j=1}^S p_j p(\text{out}|s^{(j)}), \quad (9)$$

whereby

- $s^{(j)}$ references an input quantity that is applied to the neural network at a time j ,
- 10 • p_j references a probability that the input quantity $s^{(j)}$ is applied to the neural network at a point in time j ,
- $p(\text{out}|s^{(j)})$ references a conditioned probability that a pulse is generated by a pulsed neuron in the neural network under the condition that the input quantity $s^{(j)}$ is applied to the neural network at a point in time j .
- 15

The training sequences of input quantities are preferably measured physical signals.

The methods and the arrangements can thus be utilized in the framework of the description of a technical system, particularly for describing or, respectively, investigating a multi-channel signal that has been registered by an

20 electroencephalograph and describes an electroencephalogram.

The methods and the arrangements can also be utilized for the analysis of multi-variant financial data in a financial market for the analysis of economic relationships.

The described method steps can be realized both in software for the processor as well as in hardware, i.e. with a specific circuit.

Brief Description of DWS → An exemplary embodiment of the invention is shown in the Figures and is explained in greater detail below.

Shown are:

Figure 1 *is* a flowchart wherein the individual method steps of the exemplary embodiment are presented;

10 Figure 2 *is a functional block diagram showing* a sketch of an electroencephalograph and a patient for whom a electroencephalogram is produced;

Figure 3 *is a schematic diagram* a sketch of a neural network according to the exemplary embodiment;

Figure 4 *is a schematic diagram* a sketch on the basis whereof the principle underlying the exemplary embodiment is shown.

Detailed Description → **Figure 2** shows a patient 200 to whose head 201 sensors 202, 203, 204, 205 and 206 are attached for the registration of brain ~~stomata~~ *[sic; should probably]* read "currents". Electrical signals 207, 208, 209, 210 and 211 picked up by the sensors 202, 203, 204, 205, 206 are supplied to an electroencephalograph 220 via a first input/output interface 221. The electroencephalograph 220 comprises a plurality of input channels. Via the input/output interface 221, which is connected to an analog-to-digital converter 222, the electrical signals are supplied to the electroencephalograph 220 and digitalized in the analog-to-digital converter 222, and each registered electrical signal is stored in a memory 223 as a sequence *of* time row values.

A sequence of time row values is thus characterized by a sampling interval as well as by a time duration, referred to below as ^a time span, during which a respective electrical signal is registered. The memory 223 is connected to the analog-to-digital converter 222 as well as to a processor 224 and a second input-output interface 225 via a bus 226.

A picture screen 228 (via a first cable 227), a keyboard 230 (via a second cable 229) and a computer mouse 232 (via a third cable) are also connected to the second input/output interface 225.

Results of the examination of the patient 200 are shown on the picture screen 228. A user (not shown) can make inputs into the system via the keyboard 230 or, respectively, the computer mouse 232.

The processor 224 is configured such that the method steps described later can be implemented.

A respective sequence of time row values as well as a particular ^{information} about the class of time row values to which the sequence of time row values is to be allocated form a training datum.

A plurality of training data form a training data set with which a neural network 301 described later is trained.

Figure 3 shows the neural network 301 with pulsed neurons.

A sequence 306, 307, 308 of time row values is respectively applied to a respective input neuron 302, 303, 304 of an input layer 305. A particular ^{information} as to whether the sequence 306, 307, 308 of the time row values, broadly referred to as input pattern 306, 307, 308, is a matter of an input pattern 306, 307, 308 of a first class or a matter of an input pattern 306, 307, 308 of a second class is allocated to each applied sequence 306, 307, 308 of time row values in the framework of the training method.

A respective input neuron 302, 303, 304 is respectively connected to an intermediate neuron 309, 310, 311 of an intermediate layer 312 via a weighted connection 313, 314, 315.

The intermediate neurons 309, 310, 311 are connected to one another via connections 316, 317, 318, 319, 320, 321 that are likewise weighted.

The intermediate neurons 309, 310, 311 are also connected to further pulsed neurons 322, 323, 324 via weighted connections 325, 326, 327, 328, 329 and 330.

The pulsed neurons respectively comprise the above-described behavior that is presented in [2] ^{the publication by Gerstner, "Time structure of the activity in neural network models."}

The intermediate neurons 309, 310, ^{and} 311 are connected to a plurality of ^{the} intermediate neurons 309, 310, ^{and} 311; the respective, further pulsed neurons 322, 323, ^{and} 324 are respectively connected to exactly one intermediate neuron 309, 310, ^{and} 311. In this way, it is possible to model a far-reaching influencing between neurons of a neural network as well as a local influencing of neurons within the neural network.

An output neuron 331 is connected to the further pulsed neurons 322, 323, ^{and} 324 via weighted connections 332, 333 and 334. The output neuron 331 forms an output signal 335 that indicates the class to which the input pattern 306, 307, ^{and} 308 belongs.

In the training phase of the neural network 301, the output quantity 335 is compared to the classification particular ^{information} allocated to the respective input pattern, and an error signal E is formed that is employed for adapting the weightings of the connections between the neurons present in the neural network 301.

The method according to the ALOPEX method, which is not gradient based, is utilized as the training method in the framework of this exemplary embodiment. The goal of the ALOPEX method is the minimization of an error criterion E taking into consideration and adapting the weightings w_{bc} for a training dataset.

The ALOPEX is explained in greater detail below.

A neuron b is connected to a neuron c via a connection that is weighted with the weighting w_{bc} . During an f^{th} iteration, the weighting w_{bc} is updated according to the following rule:

$$w_{bc}(f) = w_{bc}(f - 1) + \delta_{bc}(f), \quad (10)$$

whereby $\delta_{bc}(f)$ references a small positive or negative, predetermined step width δ according to the following rule:

$$\delta_{bc}(f) = \begin{cases} -\delta & \text{with a probability } p_{bc}(f) \\ +\delta & \text{with a probability } 1 - p_{bc}(f) \end{cases} \quad (11)$$

A probability $p_{bc}(f)$ is formed according to the following rule:

$$p_{bc}(f) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{C_{bc}(f)}{T(f)}}}, \quad (12)$$

whereby $C_{bc}(f)$ is formed according to the following rule:

$$C_{bc}(f) = \Delta w_{bc}(f) \cdot \Delta E(f). \quad (13)$$

$T(f)$ references a prescribable value. $\Delta w_{bc}(f)$ and $\Delta E(f)$ reference the weighting changes $\Delta w_{bc}(f)$ of the weightings w_{bc} or, respectively, the change $\Delta E(f)$ of the error criterion during the preceding two iterations according to the rules:

$$\Delta w_{bc}(f) = w_{bc}(f-1) + w_{bc}(f-2), \quad (14)$$

$$\Delta E_{bc}(f) = E_{bc}(f-1) + E_{bc}(f-2). \quad (15)$$

The predetermined value $T(f)$ is updated every F iterations according to the following rule:

$$T(f) = \frac{1}{FM} \sum_b \sum_c \sum_{f'=f-F}^{f-1} |C_{bc}(f')| \quad (16)$$

when f is a whole multiple of F , and

$$T(f) = T(f-1) \quad \text{otherwise,} \quad (17)$$

whereby M references a plurality of connections in the neural network 301.

10

Equation (16) can be simplified to form the following rule:

$$T(f) = \frac{\delta}{F} \sum_{f'=f-F}^{f-1} |\Delta E(f')|. \quad (18)$$

The neural network 301 is trained according to the above-described training method upon employment of the training dataset.

Further, a first discrimination value $I(T)$ for the neural network 301 is formed according to the following rule:

$$I(T) = I \left[s; \left\{ \begin{array}{l} t_1^{(1)}, \dots, t_m^{(1)}, \dots, t_{k_1}^{(1)}, t_1^{(2)}, \dots, t_m^{(2)}, \dots, t_{k_2}^{(2)}, \dots, \\ t_1^{(n)}, \dots, t_m^{(n)}, \dots, t_{k_n}^{(n)}, \dots, t_1^{(N)}, \dots, t_m^{(N)}, \dots, t_{k_N}^{(N)} \end{array} \right\} \right], \quad (19)$$

whereby

- s references the input quantities,
 - 5 • $t_m^{(n)}$ references a pulse that is generated by a pulsed neuron n at a time m within a time span $[0, T]$,
 - k_n ($n = 1, \dots, N$) references a point in time at which the pulsed neuron n has generated the last pulse within the time span $[0, T]$,
 - N references a plurality of pulsed neurons contained in the neural network.
- 10 The first discrimination value $I(T)$ clearly corresponds to the difference of the following entropies:

$$I(T) = H(\text{out}) - \langle H(\text{out}|s) \rangle_s, \quad (20)$$

with

$$H(\text{out}) = - \int p(\text{out}) \cdot \ln(p(\text{out})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} \quad (21)$$

and

$$\langle H(\text{out}|s) \rangle_s = - \sum_{j=1}^s p_j \int p(\text{out}|s^{(j)}) \cdot \ln(p(\text{out}|s^{(j)})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)}. \quad (22)$$

The first discrimination value $I(T)$ thus derives according to the following rule:

$$I(T) = -\int p(\text{out}) \cdot \ln(p(\text{out})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} + \sum_{j=1}^S p_j \int p(\text{out}|s^{(j)}) \cdot \ln(p(\text{out}|s^{(j)})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} \quad (23)$$

with

$$p(\text{out}) = \sum_{j=1}^S p_j p(\text{out}|s^{(j)}), \quad (24)$$

whereby

- $s^{(j)}$ references an input quantity that is applied to the neural network at a time j ,
- p_j references a probability that the input quantity $s^{(j)}$ is applied to the neural network at a point in time j ,
- $p(\text{out}|s^{(j)})$ references a conditioned probability that a pulse is generated by a pulsed neuron in the neural network under the condition that the input quantity $s^{(j)}$ is applied to the neural network at a point in time j .

When a maximum first discrimination value $I(T)$ has been determined in the framework of training the neural network 301, then this means that the input pattern 306, 307, 308 observed in the first time span contains enough information in order to classify the input pattern with adequate dependability.

The first discrimination value $I(T)$ is clearly formed (step 101) in the framework of the training for a first time span $[0; T]$ (see **Figure 1**).

In a further step (step 102), a second time span is formed by shortening the first time span: $[0; T']$, whereby $T' < T$ applies.

For the second time span $[0; T']$, a second discrimination value $I(T')$ is formed in a further step (step 103) in the same way as described above for the first discrimination value $I(T)$.

The first discrimination value $I(T)$ is compared to the second discrimination value $I(T')$ (step 104).

When the second discrimination value $I(T')$ is the same as the first discrimination value $I(T)$, then a new second time span is formed (step 105) by shortening the second time span $[0; T']$, and the new second time span is considered to be the second time span (step 106). A second discrimination value $I(T')$ is in turn
 5 formed (step 103) for the second time span of the new iteration.

Clearly, this iterative method means that the time span wherein pulses generated by the pulsed neurons are taken into consideration for forming the output signal is shortened until the second discrimination value $I(T')$ is unequal to the first discrimination value $I(T)$.

10 When the second discrimination value $I(T')$ is smaller than the first discrimination value, then the neural network 301 is viewed as being an optimized neural network that was trained in the last preceding iteration wherein the second discrimination value $I(T')$ was not smaller than the first discrimination value $I(T)$ (step 107).

15 The time span respectively taken into consideration is divided into discrete time sub-spans for which the only thing respectively determined is whether a neuron generated a pulse during the time sub-span or not.

In this way, the calculating outlay needed for the training is considerably reduced.

20 For further illustration, the principle is explained again on the basis of **Figure 4**.

Figure 4 shows two continuous processes p_1 and p_2 that are formed by a set of continuous input signals S_1 and S_2 . Two sequences of input quantities, the input patterns, are present after a corresponding, above-described digitalization. The
 25 input patterns are supplied to the trained neural network 401 in an application phase, and a space-time encoding of the processes p_1 and p_2 is clearly implemented on the basis of the time rows for the trained neural network 401.

On the basis of an output signal 402, the trained neural network 401 indicates the kind of process the input pattern involves. The trained neural network
 30 401 exhibits the property that, first, the dependability of the optimization is optimized

and, second, a minimum plurality of time row values, i.e. a minimum second time span 403, is required in order to dependably implement the classification.

A few alternatives to the above-described exemplary embodiment are present below:

- 5 The plurality of inputs, of pulsed neurons as well as output signals is generally arbitrary. The plurality of different sequences of time row values is also arbitrary in the framework of the classification and in the framework of the training. An electroencephalogram analysis is thus possible for an arbitrary plurality of channels for characterizing tumors.

Closing

Lehete

The following publications have been cited in this document:

- [1] G. Deco and B. Schürmann, Information Transmission and Temporal Code in Central Spiking Neurons, Physical Review Letters, Vol. 79, No. 23, pp. 4697-4700, December 1997
- 5 [2] W. Gerstner, Time structure of the activity in neural network models, Physical Review E, Vol. 51, No. 1, pp. 738-758, January 1995
- [3] K. P. Unnikrishnan and K. P. Venugopal, Alopex: A Correlation-Based Learning Algorithm for Feedforward and Recurrent Neural Networks, pp. 471-490, Neural Computation, Vol. 6, 1994
- 10 [4] DE 195 31 967 C2

We claim:

Patent Claims

(Amended) A method

1. ~~Method~~ for training a neural network that contains pulsed neurons,
 - a) *training* the neural network *is trained such* for a first time span $[0; T]$ *such* that a discrimination value is maximized, as a result whereof a maximum first discrimination value is formed;
 - b) *forming* the discrimination value *is formed* dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within the first time span as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network;
 - c) *implementing* the following steps *are* interactively *implemented*:
 - shortening* \rightarrow the first time span *is shortened* to form a second time span,
 - forming* \rightarrow a second discrimination value *is formed* for the second time span,
 - \rightarrow when the second discrimination value is the same as the first discrimination value, then *performing* a new iteration *ensues* with a new second time span that is formed by shortening the second time span of the preceding iteration,
 - ending* \rightarrow otherwise, the method *is ended* and the trained neural network is the neural network of the last iteration wherein the second discrimination value is the same as the first discrimination value.
2. ~~Method~~ according to claim 1, *wherein* an optimization method that is not gradient based is utilized for the maximization of *at least one of* the first discrimination value and *of* the second discrimination value.
3. ~~Method~~ according to claim 2, *wherein* the optimization method is based on the ALOPEX method.
4. ~~Method~~ according to *one of the* claims 1 *through* 3, whereby the first discrimination value $I(T)$ satisfies the following rule:

$$I(T) = I \left[s; \left\{ \begin{array}{l} t_1^{(1)}, \dots, t_m^{(1)}, \dots, t_{k_1}^{(1)}, t_1^{(2)}, \dots, t_m^{(2)}, \dots, t_{k_2}^{(2)}, \dots, \\ t_1^{(n)}, \dots, t_m^{(n)}, \dots, t_{k_n}^{(n)}, \dots, t_1^{(N)}, \dots, t_m^{(N)}, \dots, t_{k_N}^{(N)} \end{array} \right\} \right],$$

wherein
whereby

- s references the input quantities,

- $t_m^{(n)}$ references a pulse that is generated by a pulsed neuron n at a time m within a time span $[0, T]$,
- k_n ($n = 1, \dots, N$) references a point in time at which the pulsed neuron n has generated the last pulse within the time span $[0, T]$, *and*
- 5 • N references a plurality of pulsed neurons contained in the neural network.

(Amended) A method wherein
 5. ~~Method~~ according to claim 4, ~~whereby~~ *wherein* the first discrimination value $I(T)$ satisfies the following rule:

$$I(T) = -\int p(\text{out}) \cdot \ln(p(\text{out})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)} + \\ + \sum_{j=1}^S p_j \int p(\text{out}|s^{(j)}) \cdot \ln(p(\text{out}|s^{(j)})) dt_1^{(1)} \dots dt_{k_1}^{(1)} \dots dt_{k_N}^{(N)}$$

with

$$p(\text{out}) = \sum_{j=1}^S p_j p(\text{out}|s^{(j)}),$$

- wherein*
~~whereby~~
- $s^{(j)}$ references an input quantity that is applied to the neural network at a time j ,
 - 10 • p_j references a probability that the input quantity $s^{(j)}$ is applied to the neural network at a point in time j ,
 - $p(\text{out}|s^{(j)})$ references a conditioned probability that a pulse is generated by a pulsed neuron in the neural network under the condition that the input
 - 15 quantity $s^{(j)}$ is applied to the neural network at a point in time j .

(Amended) A method
 6. ~~Method~~ according to ~~one of the claims 1 through 5~~, ~~whereby~~ *wherein* the training sequence of inputs quantities are ~~[sic]~~ *is of* measured physical signals.
(Amended) A method wherein
 7. ~~Method~~ according to claim 6, ~~whereby~~ *wherein* the training sequence of input quantities ~~are [sic]~~ *is* signals of an electroencephalogram.

(Amended) A method ²¹
8. ~~Method~~ for ~~the~~ classification of a sequence of input quantities upon

employment of a neural network that contains pulsed neurons and was trained, ^{comprising}
~~according~~ to the following steps:

- 5 a) ^{training} the neural network ~~is trained such~~ for a first time span ^{such} that a discrimination value is maximized, as a result whereof a maximum first discrimination value is formed;
- b) ^{forming} the discrimination value ~~is formed~~ dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within ~~the~~ first time span as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network;
- 10 c) ^{implementing} the following steps ~~are~~ interactively ~~implemented~~:
- ~~the first time span is shortened~~ to form a second time span, ^{shortening}
- ~~a second discrimination value is formed~~ for the second time span, ^{forming}
- ~~when the second discrimination value is the same as the first discrimination value, then~~ a new iteration ^{performing} ~~ensues~~ with a new second time span that is formed by shortening the second time span of the preceding iteration,
- 15 ~~Otherwise,~~ ^{ending} the method ~~is ended~~ and the trained neural network is the neural network of the last iteration wherein the second discrimination value is the same as the first discrimination value,
- 20 ^{supplying} ~~whereby~~ the sequence of input quantities ~~is supplied~~ to the neural network; ^{forming} ~~and~~ ~~whereby~~ a classification signal ~~is formed~~ that indicates what kind of sequence of input quantities the supplied sequence is.

(Amended) A method ^{wherein}
9. ~~Method~~ according to claim 9, ~~whereby~~ the training sequence of input quantities and the sequence of input quantities are measured physical signals.

(Amended) A method ^{wherein}
25 10. ~~Method~~ according to claim 9, ~~whereby~~ the training sequence of input quantities and the sequence of input quantities are measured signals of an electroencephalogram.

(Amended) A neural
11. ~~Neural~~ network that contains pulsed neurons has been trained according to the following steps:

- a) the neural network is trained such for a first time span that a discrimination value is maximized, as a result whereof a maximum first discrimination value is formed;
- b) the discrimination value is formed dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within the first time span as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network;
- c) the following steps are interactively implemented:
- ☒ the first time span is shortened to form a second time span,
 - ☒ a second discrimination value is formed for the second time span,
 - ☒ when the second discrimination value is the same as the first discrimination value, then a new iteration ensues with a new second time span that is formed by shortening the second time span of the preceding iteration,
 - ☒ otherwise, the method is ended and the trained neural network is the neural network of the last iteration wherein the second discrimination value is the same as the first discrimination value.
12. *(Amended)* A neural network according to claim 10, *wherein the network is* utilized for the classification of a physical signal.
13. *(Amended)* A neural network according to claim 10, utilized for the classification of a physical signal. *an electroencephalogram signal.*
14. *(Amended)* An arrangement *comprising:* for training a neural network that contains pulsed neurons, *comprising:* a processor that is configured such that the following steps *are* implemented:
- a) the neural network is trained such for a first time span that a discrimination value is maximized, as a result whereof a maximum first discrimination value is formed;
 - b) the discrimination value is formed dependent on pulses that are formed by the pulsed neurons within the first time span as well as on a training sequence of input quantities that are supplied to the neural network;
 - c) the following steps are interactively implemented:
 - ☒ the first time span is shortened to form a second time span,

~~[7]~~ a second discrimination value is formed for the second time span,
~~[7]~~ when the second discrimination value is the same as the first
 discrimination value, then a new iteration ensues with a new second time
 span that is formed by shortening the second time span of the preceding
 iteration, *and*

5

~~[7]~~ otherwise, the method is ended and the trained neural network is the
 neural network of the last iteration wherein the second discrimination
 value is the same as the first discrimination value.

- (Amended) an arrangement*
 15. ~~Arrangement~~ according to claim 14, *wherein the network is* utilized for the classification of a
 10 physical signal. *(Amended) an arrangement*
 16. ~~Arrangement~~ according to claim 14, utilized for the classification of a
 signal of an electroencephalogram. *wherein the network is*

Abstract*of the Disclosure*

5 METHOD FOR TRAINING A NEURAL NETWORK, METHOD FOR THE
CLASSIFICATION OF A SEQUENCE OF INPUT QUANTITIES UPON
EMPLOYMENT OF A NEURAL NETWORK, NEURAL NETWORK AND
ARRANGEMENT FOR THE TRAINING OF A NEURAL NETWORK

For a first time span, the neural network is trained such that a discrimination value is maximized, whereby the discrimination values is dependent on pulses that are formed by pulsed neurons within the first time span. Iteratively, the first time span is shortened and a second discrimination value is formed until the
10 second discrimination value is smaller than the maximum discrimination value. The trained neural network is the neural network of the last iteration wherein the second discrimination value is equal to the maximum discrimination value.

88/2384

A. KLASSIFIZIERUNG DES ANMELDUNGSGEGENSTANDES
IPK 7 G06N3/04

Nach der Internationalen Patentklassifikation (IPK) oder nach der nationalen Klassifikation und der IPK

B. RECHERCHIERTE GEBIETE

Recherchierte Mindestprüfstoff (Klassifikationssystem und Klassifikationssymbole)
IPK 7 G06F

Recherchierte aber nicht zum Mindestprüfstoff gehörende Veröffentlichungen, soweit diese unter die recherchierten Gebiete fallen

Während der Internationalen Recherche konsultierte elektronische Datenbank (Name der Datenbank und evtl. verwendete Suchbegriffe)

C. ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN

Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
A 32	<p>US 5 675 504 A (SERODES JEAN ET AL) - 7. Oktober 1997 (1997-10-07)</p> <p>Spalte 2, Zeile 12 - Zeile 42 Spalte 5, Zeile 29 - Spalte 7, Zeile 8; Abbildungen 5-8</p> <p style="text-align: center;">— -/-</p>	<p>1, 6, 8, 9, 11, 12, 14, 15</p>



Weitere Veröffentlichungen sind der Fortsetzung von Feld C zu entnehmen



Siehe Anhang Patentfamilie

* Besondere Kategorien von angegebenen Veröffentlichungen :

"A" Veröffentlichung, die den allgemeinen Stand der Technik definiert, aber nicht als besonders bedeutsam anzusehen ist

"E" älteres Dokument, das jedoch erst am oder nach dem internationalen Anmeldedatum veröffentlicht worden ist

"I" Veröffentlichung, die geeignet ist, einen Prioritätsanspruch zweifelhaft erscheinen zu lassen, oder durch die das Veröffentlichungsdatum einer anderen im Recherchenbericht genannten Veröffentlichung belegt werden soll oder die aus einem anderen besonderen Grund angegeben ist (wie ausgeführt)

"O" Veröffentlichung, die sich auf eine mündliche Offenbarung, eine Benutzung, eine Ausstellung oder andere Maßnahmen bezieht

"P" Veröffentlichung, die vor dem internationalen Anmeldedatum, aber nach dem beanspruchten Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist

"T" Spätere Veröffentlichung, die nach dem internationalen Anmeldedatum oder dem Prioritätsdatum veröffentlicht worden ist und mit der Anmeldung nicht kollidiert, sondern nur zum Verständnis des der Erfindung zugrundeliegenden Prinzips oder der ihr zugrundeliegenden Theorie angegeben ist

"X" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann allein aufgrund dieser Veröffentlichung nicht als neu oder auf erfinderschaftlicher Tätigkeit beruhend betrachtet werden

"Y" Veröffentlichung von besonderer Bedeutung; die beanspruchte Erfindung kann nicht als auf erfinderschaftlicher Tätigkeit beruhend betrachtet werden, wenn die Veröffentlichung mit einer oder mehreren anderen Veröffentlichungen dieser Kategorie in Verbindung gebracht wird und diese Verbindung für einen Fachmann naheliegend ist

"a" Veröffentlichung, die Mitglied derselben Patentfamilie ist

Datum des Abschlusses der Internationalen Recherche

28. Februar 2000

Abmeldedatum des internationalen Recherchenberichts

06/03/2000

Name und Postanschrift der Internationalen Recherchenbehörde
Europäisches Patentamt, P.B. 5818 Patentaan 2
NL - 2280 HV Rijswijk
Tel. (+31-70) 340-2040, Tx. 31 651 epo nl,
Fax (+31-70) 340-3018

Bevollmächtigter Beauftragter

Schenkels, P

98/2384

C.(Fortsetzung) ALS WESENTLICH ANGESEHENE UNTERLAGEN

Kategorie*	Bezeichnung der Veröffentlichung, soweit erforderlich unter Angabe der in Betracht kommenden Teile	Betr. Anspruch Nr.
A B3	<p>SURKAN A J ET AL: "Prediction by neural network methods compared for energy control problems"</p> <p>PROCEEDINGS OF THE AMERICAN POWER CONFERENCE. 58TH ANNUAL MEETING 1996. TECHNOLOGY FOR COMPETITION AND GLOBALIZATION, PROCEEDINGS OF 58TH AMERICAN POWER CONFERENCE ANNUAL MEETING, CHICAGO, IL, USA, 9-11 APRIL 1996, Seiten 231-236 vol.1, XP000879471</p> <p>1996, Chicago, IL, USA, Illinois Inst. Technol, USA</p> <p>Zusammenfassung</p> <p>Seite 234, rechte Spalte, Zeile 7 - Zeile 20</p>	1-3,8, 11,14
A B4	<p>GIA-SHUH JANG ET AL: "Intelligent stock trading system with price trend prediction and reversal recognition using dual-module neural networks"</p> <p>APPLIED INTELLIGENCE: THE INTERNATIONAL JOURNAL OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE, NEURAL NETWORKS, AND COMPLEX PROBLEM-SOLVING TECHNOLOGIES, SEPT. 1993, NETHERLANDS, Bd. 3, Nr. 3, Seiten 225-248, XP000878752</p> <p>ISSN: 0924-669X</p> <p>Seite 226, rechte Spalte, Zeile 5 -Seite 233, linke Spalte, Zeile 36</p>	1,8,11, 14
A B5	<p>ZEBULUM R S ET AL: "Short-term load forecasting using neural nets"</p> <p>FROM NATURAL TO ARTIFICIAL NEURAL COMPUTATION. INTERNATIONAL WORKSHOP ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS. PROCEEDINGS, PROCEEDINGS OF IWANN'95. INTERNATIONAL WORKSHOP ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS, MALAGA-TORREMOLINOS, SPAIN, 7-9 JUNE 1995, Seiten 1001-1008, XP000878823</p> <p>1995, Berlin, Germany, Springer-Verlag, Germany ISBN: 3-540-59497-3</p> <p>Seite 1001, Zeile 1 -Seite 1006, Zeile 7</p>	1,8,11, 14
A B6	<p>US 5 630 023 A (OTEKI SUGITAKA)</p> <p>13. Mai 1997 (1997-05-13)</p> <p>Spalte 5, Zeile 48 -Spalte 11, Zeile 58; Abbildungen 18-21</p>	1,8,11, 14

(51) Internationale Patentklassifikation ⁷ : G06N 3/04	A3	(11) Internationale Veröffentlichungsnummer: WO 00/11601 (43) Internationales Veröffentlichungsdatum: 2. März 2000 (02.03.00)
<p>(21) Internationales Aktenzeichen: PCT/DE99/01949</p> <p>(22) Internationales Anmeldedatum: 1. Juli 1999 (01.07.99)</p> <p>(30) Prioritätsdaten: 198 38 654.0 25. August 1998 (25.08.98) DE</p> <p>(71) Anmelder (für alle Bestimmungsstaaten ausser US): SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT [DE/DE]; Wittelsbacherplatz 2, D-80333 München (DE).</p> <p>(72) Erfinder; und (75) Erfinder/Anmelder (nur für US): DECO, Gustavo [IT/DE]; Hauptstrasse 76, D-85579 Neubiberg (DE). SCHÜRMANN, Bernd [DE/DE]; Münchner Strasse 35, D-85778 Haimhausen (DE).</p> <p>(74) Gemeinsamer Vertreter: SIEMENS AKTIENGESELLSCHAFT; Postfach 22 16 34, D-80506 München (DE).</p>	<p>(81) Bestimmungsstaaten: US, europäisches Patent (AT, BE, CH, CY, DE, DK, ES, FI, FR, GB, GR, IE, IT, LU, MC, NL, PT, SE).</p> <p>Veröffentlicht <i>Mit internationalem Recherchenbericht.</i></p> <p>(88) Veröffentlichungsdatum des internationalen Recherchenberichts: 18. Mai 2000 (18.05.00)</p>	

(54) Title: METHOD FOR TRAINING A NEURAL NETWORK, METHOD FOR CLASSIFYING A SEQUENCE OF INPUT PARAMETERS USING A NEURAL NETWORK, NEURAL NETWORK AND ARRAY FOR TRAINING A NEURAL NETWORK

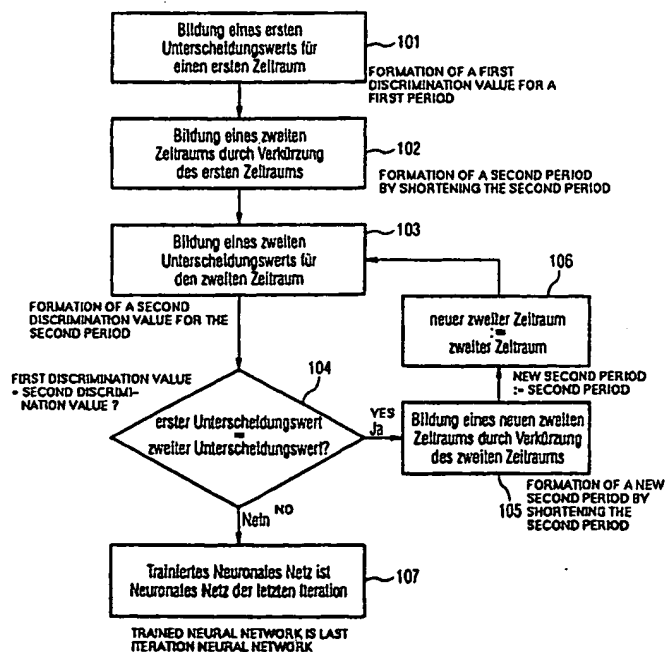
(54) Bezeichnung: VERFAHREN ZUM TRAINIEREN EINES NEURONALEN NETZES, VERFAHREN ZUR KLASSIFIKATION EINER FOLGE VON EINGANGSGRÖSSEN UNTER VERWENDUNG EINES NEURONALEN NETZES, NEURONALES NETZ UND ANORDNUNG ZUM TRAINIEREN EINES NEURONALEN NETZES

(57) Abstract

The neural network is trained for a first period in such a way that a discrimination value is maximized, wherein the discrimination value is dependent on impulses formed by the pulsed neurons during the first period. The first period is shortened in an iterative manner and a second discrimination value is formed for the second period until the second discrimination value is smaller than the maximum discrimination value. The trained neural network is the neural network of the last iteration in which the second discrimination value equals the maximum discrimination value.

(57) Zusammenfassung

Für einen ersten Zeitraum wird das neuronale Netz dertart trainiert, daß ein Unterscheidungswert maximiert wird, wobei der Unterscheidungswert abhängig ist von Impulsen, die von den gepulsten Neuronen innerhalb des ersten Zeitraums gebildet werden. Iterativ wird der erste Zeitraum so lange verkürzt und für den zweiten Zeitraum ein zweiter Unterscheidungswert gebildet, bis der zweite Unterscheidungswert kleiner ist als der maximale Unterscheidungswert. Das trainierte neuronale Netz ist das neuronale Netz der letzten Iteration, bei der der zweite Unterscheidungswert gleich dem maximalen Unterscheidungswert ist.



LEDIGLICH ZUR INFORMATION

Codes zur Identifizierung von PCT-Vertragsstaaten auf den Kopfbögen der Schriften, die internationale Anmeldungen gemäss dem PCT veröffentlichen.

AL	Albanien	ES	Spanien	LS	Lesotho	SI	Slowenien
AM	Armenien	FI	Finnland	LT	Litauen	SK	Slowakei
AT	Österreich	FR	Frankreich	LU	Luxemburg	SN	Senegal
AU	Australien	GA	Gabun	LV	Lettland	SZ	Swasiland
AZ	Aserbaidshan	GB	Vereinigtes Königreich	MC	Monaco	TD	Tschad
BA	Bosnien-Herzegowina	GE	Georgien	MD	Republik Moldau	TG	Togo
BB	Barbados	GH	Ghana	MG	Madagaskar	TJ	Tadschikistan
BE	Belgien	GN	Guinea	MK	Die ehemalige jugoslawische Republik Mazedonien	TM	Turkmenistan
BF	Burkina Faso	GR	Griechenland			TR	Türkei
BG	Bulgarien	HU	Ungarn	ML	Mali	TT	Trinidad und Tobago
BJ	Benin	IE	Irland	MN	Mongolei	UA	Ukraine
BR	Brasilien	IL	Israel	MR	Mauretanien	UG	Uganda
BY	Belarus	IS	Island	MW	Malawi	US	Vereinigte Staaten von Amerika
CA	Kanada	IT	Italien	MX	Mexiko		
CF	Zentralafrikanische Republik	JP	Japan	NE	Niger	UZ	Usbekistan
CG	Kongo	KE	Kenia	NL	Niederlande	VN	Vietnam
CH	Schweiz	KG	Kirgisistan	NO	Norwegen	YU	Jugoslawien
CI	Côte d'Ivoire	KP	Demokratische Volksrepublik Korea	NZ	Neuseeland	ZW	Zimbabwe
CM	Kamerun			PL	Polen		
CN	China	KR	Republik Korea	PT	Portugal		
CU	Kuba	KZ	Kasachstan	RO	Rumänien		
CZ	Tschechische Republik	LC	St. Lucia	RU	Russische Föderation		
DE	Deutschland	LI	Liechtenstein	SD	Sudan		
DK	Dänemark	LK	Sri Lanka	SE	Schweden		
EE	Estland	LR	Liberia	SG	Singapur		